



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ
& ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ

**«Σύγκριση υποδείγματος Logit και μοντέλου Τεχνητών
Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας για
δείγμα εταιρειών NYSE»**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

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

Νικόλαος Δ. Καραλιώτας

Επιβλέπων : Ιωάννης Ντόκας
Καθηγητής στο ΔΠΜΣ «Μαθηματική Προτυποποίηση στις Σύγχρονες Τεχνολογίες
και την Οικονομία»

Αθήνα, Ιούλιος 2015



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ
& ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ

**«Σύγκριση υποδείγματος Logit και μοντέλου Τεχνητών
Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας για
δείγμα εταιρειών NYSE»**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

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

Νικόλαος Δ. Καραλιώτας

Επιβλέπων : Ιωάννης Ντόκας
Καθηγητής στο ΔΠΜΣ «Μαθηματική Προτυποποίηση στις Σύγχρονες Τεχνολογίες
και την Οικονομία»

Αθήνα, Ιούλιος 2015

Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας, αισθάνομαι την ανάγκη να ευχαριστήσω από καρδιάς τον επιβλέποντα καθηγητή μου κύριο Ιωάννη Ντόκα, για την αδιάκοπη υποστήριξη που έλαβα σε όλο το διάστημα των μεταπτυχιακών μου σπουδών καθώς και στο στάδιο εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας. Χωρίς να έχω ιδιαίτερα πολλές γνώσεις, τόσο Χρηματοοικονομικής Ανάλυσης όσο και Λογιστικής, η ενασχόλησή μου με το αντικείμενο αυτό μου επέτρεψε την απόκτηση γνώσεων οι οποίες μπορούν να συνδυαστούν με τα επιστημονικά πεδία της ειδικότητάς μου ως μηχανικός. Ιδιαίτερες είναι οι ευχαριστίες προς την οικογένειά μου, για την αδιάκοπη και πολυετή υποστήριξη τους σε όλα τα στάδια των εγκύκλιων και πανεπιστημιακών σπουδών μου.

.....

Νικόλαος Δ. Καραλιώτας

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright 2015 © Νικόλαος Δ. Καραλιώτας

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν στη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν το συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	6
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	9
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	11
ABSTRACT	13

Μέρος Ι: Θεωρητικό Υπόβαθρο

Κεφάλαιο 1. Ορισμός Εταιρικής Αποτυχίας	16
1.1 Εισαγωγή στον ορισμό της εταιρικής αποτυχίας	18
1.2 Ο ορισμός της εταιρικής αποτυχίας σύμφωνα με έγκυρους επιστήμονες και μελετητές του κλάδου της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας	19
1.3 Τυπική (νομική) χρεωκοπία	21
1.4 Οι πιθανές αιτίες της εταιρικής αποτυχίας	23
1.5 Διάφορα σχόλια σχετικά με τον ορισμό της εταιρικής αποτυχίας	26

Κεφάλαιο 2. Βιβλιογραφική Έρευνα σχετικά με τα Μοντέλα Πρόβλεψης Εταιρικής Αποτυχίας	27
2.1 Ιστορική ανασκόπηση και παρουσίαση της εξέλιξης της έρευνας πάνω στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας	29
2.2 Στατιστικές Μονομεταβλητές μέθοδοι ταξινόμησης ή Παραμετρικές	33
2.2.1 Μονομεταβλητή Ανάλυση (Univariate Analysis)	33
2.2.2 Πολυμεταβλητή Ανάλυση ή Πολλαπλή Διακριτή Ανάλυση (Multiple Discriminant Analysis - MDA)	35
2.2.3 Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Linear Probability Model – LPM)	41
2.2.4 Το μοντέλο LOGIT	43
2.2.5 Το μοντέλο PROBIT	47
2.3 Έξυπνες – Σύγχρονες Τεχνικές Ταξινόμησης	49
2.3.1 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks – NN)	50
2.3.2 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines – SVM)	54
2.3.3 Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms – EA)	56
2.3.4 Ταξινόμηση με βάσει τις περιπτώσεις (Case-based reasoning - CBR)	59
2.3.5 Θεωρία Συνόλων (Rough Set Theory)	60

2.3.6 Δένδρα Απόφασης (Decision Trees – DT)	61
2.3.6.1 Αλγόριθμοι Αναδρομικής Διαφοροποίησης (Recursive Partitioning Algorithms – RPA)	63
2.3.7 Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (Data Envelopment Analysis – DEA)	67
2.3.8 Άλλες Έξυπνες Τεχνικές	68
2.4 Σχόλια σχετικά με τις ενιαίες μεθόδους πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας	69
<u>Μέρος II: Υπολογιστικό Μέρος</u>	
Κεφάλαιο 3. Περιγραφή του Δείγματος και του Τρόπου Επεξεργασίας	72
3.1 Προέλευση και χαρακτηριστικά του προς επεξεργασία δείγματος	74
3.2 Τρόπος επεξεργασίας των οικονομικών πληροφοριών	76
3.3 Εμπειρική επιλογή χρηματοοικονομικών δεικτών ως μεταβλητές και οι περιορισμοί της, σύμφωνα με πρότυπη βιβλιογραφία	81
3.4 Οι πιο σημαντικοί δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν για την επεξεργασία των επιχειρήσεων	83
3.5 Διαχωρισμός του πληθυσμού σε failing και non-failing	87
Κεφάλαιο 4. Χρήση υποδείγματος LOGIT και μοντέλου Νευρωνικών δικτύων για την επεξεργασία και ταξινόμηση του πληθυσμού των εταιρειών	93
4.1 Ανάλυση με μέθοδο LOGIT του δείγματος εταιρειών	95
4.1.1 Ανάλυση με μέθοδο LOGIT του δείγματος εταιρειών για την περίοδο 2010-2014	95
4.1.2 Ανάλυση με μέθοδο LOGIT του δείγματος εταιρειών για την περίοδο 2005-2009	102
4.2 Ανάλυση με μέθοδο Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων του δείγματος εταιρειών	108
4.2.1 Ανάλυση με μέθοδο Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων του δείγματος εταιρειών την περίοδο 2010-2014	113
4.2.2 Ανάλυση με μέθοδο Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων του δείγματος εταιρειών την περίοδο 2005-2009	115
Κεφάλαιο 5. Συμπεράσματα	118
5.1 Σύγκριση μεθόδου LOGIT και μεθόδου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για το δείγμα εταιρειών περιόδου 2010-2014	120
5.2 Σύγκριση μεθόδου LOGIT και μεθόδου Τεχνητών Νευρωνικών	

Δικτύων για το δείγμα εταιρειών περιόδου 2005-2009	122
5.3 Τελικά Συμπεράσματα Εργασίας	125
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΦΟΡΑ	127

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το σημερινό επιχειρηματικό κλίμα θα μπορούσε εύκολα να χαρακτηριστεί ευάλωτο και ανταγωνιστικό. Η παγκοσμιοποιημένη οικονομία, η όλο και αυξανόμενη αναζήτηση ελευθερίας και άνεσης στη μεταφορά κεφαλαίων καθώς και η αυξανόμενη τεχνολογική εξέλιξη έχουν μετατρέψει τα οικονομικά περιβάλλοντα σε άκρως μεταβαλλόμενους χώρους. Σε ένα τέτοιο κλίμα, καταστάσεις όπως η πτώχευση και η αναδιοργάνωση μίας επιχείρησης συμβαίνουν αρκετά συχνά, ασχέτως του μεγέθους της επιχείρησης και της βιομηχανίας ή του κλάδου στον οποίο ανήκει. Μια επιχείρηση, γι' αυτό το λόγο, καλείται συνεχώς να προσαρμόζεται και να θέτει εαυτόν σε πλήρη ταύτιση με τις απαιτήσεις της εποχής, ώστε να παραμείνει βιώσιμη. Αν δεν ανταποκριθεί εγκαίρως στις εκάστοτε προκλήσεις τότε ελλοχεύει ο κίνδυνος να αποτύχει να εκσυγχρονιστεί και να μην προσαρμόσει τις οικονομικές τις δραστηριότητες στο πνεύμα των απαιτήσεων της αγοράς, με απώτερη συνέπεια την οικονομική δυσχέρεια και πτώχευση. Το να είναι δυνατή η πρόβλεψη της οικονομικής δυσχέρειας ή και πτώχευσης μίας επιχείρησης είναι ένας παράγοντας ολοένα και πιο σημαντικός, όχι μόνο για τους επιστήμονες, αλλά και για πάρα πολλούς παράγοντες γύρω από το οικονομικό περιβάλλον στο οποίο δραστηριοποιείται η επιχείρηση, και μιλάμε συγκεκριμένα για επενδυτές-μετόχους, γενική διοίκηση, πιστωτές, επιχειρήσεις αξιολόγησης και δανεισμού, όσο και για τις ίδιες τις κυβερνήσεις των χωρών. Η αποτυχία μιας επιχείρησης μπορεί να έχει επιπτώσεις σε διάφορους εμπλεκόμενους παράγοντες, συμπεριλαμβανομένων των μετόχων, των οφειλετών και των εργαζομένων. Επιπλέον, εάν ο αριθμός των επιχειρήσεων που αντιμετωπίζουν ταυτόχρονα οικονομική δυσχέρεια είναι μεγάλος, τότε ενδεχομένως να υπάρξει μία ευρεία επίδραση στην εθνική οικονομία και ενδεχομένως στην αντίστοιχη άλλων χωρών.

Όπως ήδη αναφέρθηκε, η οικονομική σταθερότητα των επιχειρήσεων προσελκύει το ενδιαφέρον πολλών φορέων της κοινωνίας, συμπεριλαμβανομένων των επενδυτών, των τραπεζιτών, των κυβερνητικών και ρυθμιστικών φορέων, και των ελεγκτών. Η πιστοληπτική ικανότητα των εισηγμένων επιχειρήσεων είναι ένας σημαντικός δείκτης, τόσο στην χρηματιστηριακή αγορά για τους επενδυτές - ώστε να προσαρμόζουν τα χαρτοφυλάκια μετοχών, όσο επίσης και στην αγορά κεφαλαίων για τους δανειστές - για να υπολογίζουν το κόστος αδυναμίας αποπληρωμής του δανείου και να ρυθμίζουν τους όρους δανεισμού για τους πελάτες τους. Είναι επίσης καθήκον των κυβερνήσεων και των ρυθμιστικών αρχών να παρακολουθούν την εν γένει οικονομική κατάσταση των επιχειρήσεων, προκειμένου να κάνουν σωστή οικονομική και βιομηχανική πολιτική.

Η εταιρική αποτυχία ή αφερεγγυότητα μιας εταιρείας, που έχει ως αποτέλεσμα τεράστιες απώλειες, κάνει τους επενδυτές να είναι δύσπιστοι όσον αφορά την έλλειψη διαφάνειας και τον αυξημένο κίνδυνο οικονομικής ζημίας. Είναι, λοιπόν, ζωτικής σημασίας για ορισμένους παράγοντες της επενδυτικής κοινότητα η ύπαρξη ενός κατάλληλου συστήματος παρακολούθησης των κινδύνων, με βάση ένα καλά ανεπτυγμένο μοντέλο πρόβλεψης αποτυχίας, ώστε να διασφαλίζεται ένα υγιές οικονομικό μέλλον, τόσο για τους πελάτες όσο και τις επιχειρήσεις.

Η πρόβλεψη εταιρικής δυσχέρειας (Financial Distress Prediction), ή η πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας, όπως αποκαλείται, είναι ένας σημαντικός παράγοντας που επηρεάζει τα κέντρα λήψης αποφάσεων που σχετίζονται με την επιχειρηματική πολιτική και στρατηγική. Η ακαδημαϊκή έρευνα στον τομέα FDP συνεχίζεται αδιάκοπα για σχεδόν 50 χρόνια και υπάρχει πληθώρα βιβλιογραφίας στο θέμα αυτό, η οποία μπορεί να φαίνεται χαοτική στους ερευνητές του κλάδου. Έχουν αναπτυχθεί δηλαδή διάφορα θεωρητικά μοντέλα πρόβλεψης της οικονομικής δυσχέρειας μιας εταιρείας, τα οποία με κατάλληλη χρήση και ερμηνεία μπορούν να προστατεύσουν την αγορά από περιττές απώλειες.

Ωστόσο αν και στη σχετική βιβλιογραφία καταγράφεται ένα μεγάλο πλήθος υποδειγμάτων πρόβλεψης αποτυχίας βασισμένο σε παραμετρικές και μη παραμετρικές μεθόδους, η αξιοπιστία αυτών εξαρτάται σημαντικά από το θεωρητικό υπόβαθρο που χρησιμοποιείται ανά περίπτωση σχετικά με τον ορισμό της αποτυχίας, αλλά και από τη διαθεσιμότητα της αντίστοιχης πληροφόρησης. Δηλαδή στην πλειοψηφία των υποδειγμάτων πρόβλεψης υιοθετείται η χρήση των χρηματοοικονομικών δεικτών ως μεταβλητές απόφασης, η αξιοπιστία των οποίων συνδέεται με τη διαθεσιμότητα της λογιστικής πληροφόρησης.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στο **πρώτο κεφάλαιο** της παρούσας εργασίας γίνεται αναφορά στον ορισμό της εταιρικής αποτυχίας. Στην αρχή γίνεται μια εισαγωγή σχετικά με τον ορισμό και στη συνέχεια γίνεται αναφορά στην προσέγγιση του ορισμού της εταιρικής αποτυχίας με βάση διάφορους έγκυρους μελετητές και επιστήμονες της Οικονομικής Ανάλυσης και των μοντέλων πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας. Αναφέρεται ένας διαχωρισμός μεταξύ οικονομικής δυσχέρειας, και τυπικής (νομικής) χρεωκοπίας, ώστε να μην υπάρχει λανθασμένη ταύτιση των εννοιών αυτών, και τέλος γίνεται σχολιασμός επί της ερμηνείας του όρου οικονομικής δυσχέρειας.

Το **δεύτερο κεφάλαιο** είναι μία βιβλιογραφική ανασκόπηση αναφορικά με τα μοντέλα πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας και χωρίζεται σε τρία μέρη. Το *πρώτο μέρος* είναι μία παρουσίαση της εξέλιξης της επιστημονικής έρευνας πάνω στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Στο *δεύτερο μέρος* αναφέρονται λεπτομερώς οι στατιστικές μονομεταβλητές μέθοδοι ταξινόμησης για την πρόβλεψη οικονομικής δυσχέρειας επιχειρήσεων, και αναλυτικότερα υπάρχει ανάλυση για τη μονομεταβλητή ανάλυση (Univariate Analysis), την πολυμεταβλητή ανάλυση ή πολλαπλή διακριτή ανάλυση (Multiple Discriminant Analysis – MDA), το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (Linear Probability Model – LPM), το μοντέλο LOGIT και το μοντέλο PROBIT. Στο τρίτο μέρος του κεφαλαίου αυτού υπάρχει ανάλυση ως προς τις έξυπνες - σύγχρονες τεχνικές ταξινόμησης εταιριών. Συγκεκριμένα, αναφέρονται τα νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks – NN), οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines – SVM), οι εξελικτικοί αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms – EA), η ταξινόμηση με βάση τις περιπτώσεις (Case-based Reasoning – CBR), η θεωρία συνόλων (Rough Set Theory), τα δένδρα απόφασης (Decision Trees – DT) με ιδιαίτερη αναφορά στους αλγόριθμους αναδρομικής διαφοροποίησης (Recursive Partitioning Algorithms – RPAs), η περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων (Data Envelopment Analysis – DEA), καθώς και άλλες έξυπνες τεχνικές. Τέλος γίνονται διάφορα σχόλια σχετικά με τις μεθόδους πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας.

Στο **τρίτο κεφάλαιο** η συζήτηση εστιάζει στον καθορισμό του δείγματος. Συγκεκριμένα αναφέρεται η προέλευση του δείγματος των εταιρειών (Χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης), ο κλάδος και τα χαρακτηριστικά των εταιρειών αυτών, και το οικονομικό κλίμα την περίοδο κατά τη λειτουργία τους. Υπάρχει λεπτομερής ανάλυση σχετικά με τον τρόπο επεξεργασίας των οικονομικών πληροφοριών από τις καταστάσεις που δημοσιεύονται στον ιστότοπο του εν λόγω

χρηματιστηρίου, ποια μεγέθη είναι πιο σημαντικά από τις καταστάσεις αυτές και σε τι χρηματοοικονομικούς δείκτες καταλήγουμε, με βάση κάποια μελέτη στη βιβλιογραφία, ώστε να γίνει κάποια αρχική αξιολόγηση (Pre-Analysis) των εταιρειών σε επιτυχημένες και μη-επιτυχημένες, που θα μας βοηθήσει στη σύγκριση με τα αποτελέσματα του μοντέλου LOGIT, αλλά και του μοντέλου τεχνητών νευρωνικών δικτύων στο επόμενο κεφάλαιο.

Στο **τέταρτο κεφάλαιο** γίνεται χρήση του υποδείγματος LOGIT και μοντέλου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την επεξεργασία και ταξινόμηση του πληθυσμού των εταιρειών. Γίνεται αναφορά στις μεταβλητές που χρησιμοποιούνται από τα δύο υποδείγματα και του τρόπου ερμηνείας του εξαγόμενου αποτελέσματος. Η συγκριτική ανάλυση συνεχίζεται και για τους δύο υπό μελέτη κλάδους, αλλά γίνεται και αντίστιξη ως προς τις διαφορετικές χρονικές περιόδους και παρουσιάζονται ομοιότητες και διαφορές μεταξύ των αποτελεσμάτων του LOGIT, των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων αλλά και της εμπειρικής ανάλυσης (Pre-Analysis) που έγινε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Στο **πέμπτο κεφάλαιο** γίνεται σύγκριση της μεθόδου LOGIT και της μεθόδου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για τα δύο δείγματα εταιρειών περιόδων 2005-2009 και 2010-2014. Γίνεται προσπάθεια ερμηνείας των αποτελεσμάτων της σύγκρισης και τέλος επιδιώκεται μια γενική σύνοψη της παρούσας εργασίας και ο ορισμός μιας κατεύθυνση προς μελλοντικές έρευνες που θα μπορούσαν να υποστηρίξουν ή να αναδείξουν νέα και πιο χρήσιμα συμπεράσματα.

Λέξεις κλειδιά: Εταιρική αποτυχία, εταιρική δυσχέρεια, πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας, μοντέλα πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας, LOGIT, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, μέταλλα, χημικά, Χρηματιστήριο Νέας Υόρκης.

ABSTRACT

This thesis begins with the **first chapter**, where there is a reference on the definition of corporate failure. In the beginning there is an introduction regarding this definition according to several scientists and researchers on Economic Analysis and corporate failure prediction models. A distinction is being made between corporate failure and bankruptcy (formal default), so as to avoid any misinterpretation between the two terms. At the end of the chapter there is a synopsis and final argument regarding the corporate failure term.

The **second chapter** consists of a literature review regarding the corporate failure prediction models and it is separated in two parts. The first part is a historical view and presentation of the evolution of scientific work on the prediction of corporate failure. In the second part, there is a thorough analysis about the statistical univariate methods of corporate sorting according to financial health, and to be more specific, there is a review on Univariate Analysis, Multiple Discriminant Analysis – MDA, the Linear Probability Model – LPM, the LOGIT and the PROBIT model. The third part of the chapter sees a detailed analysis on the modern techniques of corporate failure prediction, which actually consists of Neural Networks – NN, Support Vector Machines – SVM, Evolutionary Algorithms – EA, and several other methods. At the end there is a commentary review regarding all the models of corporate failure prediction.

The **third chapter** is a pre-Analysis on the sample that was used for this project. In particular, the origin of the sample is the New York Stock Exchange market, and there is a survey on the sectors that the companies belong to and on the economic climate they run. There is a thorough analysis on the way the data derived from the balance sheets, income statements and the cash flows and the way it was processed. The author explains which economic data was more useful for the process and which financial ratios were used as independent variables for a pre-Analysis, according to relevant literature. These variables are actually used, through a logical function, to determine whether a corporate is predefined as failing or non-failing. This is a fact that will be used for comparison against the results of the LOGIT model and the Neural Networks model on the next chapter.

In **the fourth chapter** one can see the results of the LOGIT and NN models for the two corporate sectors in both periods. There is a more detailed survey on the LOGIT and NN models and its variables which gave the outcome and decided over the health of a corporate. After this, there is a comparative analysis between the two sectors and between the two different periods of time and there is presentation of

similarities and differences on the matching scores between the LOGIT, NN and the pre-Analysis which was done on the previous chapter.

In the ***fifth chapter*** there is a comparison of the LOGIT and artificial neural networks models for both samples of companies, referring to periods of 2005-2009 and 2010-2014. There is an attempt to explain the results of the comparison and at the end there is a general synopsis of the current project and a suggestion for future work that could show and support new and more useful outcomes on the current project.

Key words: Corporate Failure, Bankruptcy, Finance Distress Prediction Models, Logit, Artificial Neural Networks, New York Stock Exchange, chemicals, industrial metals.

ΜΕΡΟΣ Ι:

ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΟΡΙΣΜΟΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ

ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ

Στην τρέχουσα ενότητα γίνεται αναφορά στον ορισμό της εταιρικής αποτυχίας. Στην αρχή γίνεται μια εισαγωγή σχετικά με τον ορισμό και στη συνέχεια επιχειρείται μια αναφορά στην προσέγγιση του ορισμού της εταιρικής αποτυχίας με βάση την σχετική βιβλιογραφία. Ειδικότερα επικρατεί ένας διαχωρισμός μεταξύ οικονομικής δυσχέρειας και τυπικής (νομικής) χρεωκοπίας, ώστε να μην υπάρχει λανθασμένη ταύτιση των εννοιών αυτών.

1) Ορισμός Εταιρικής Αποτυχίας

1.1) Εισαγωγή στον ορισμό της εταιρικής αποτυχίας

Οικονομική δυσχέρεια είναι η κατάσταση που μια επιχείρηση έχει ορισμένες οικονομικές δυσκολίες. Σε ορισμένες κλασικές βιβλιογραφίες, αυτές οι οικονομικές δυσκολίες περιλαμβάνουν την αδυναμία αποπληρωμής των χρεών ή προνομιούχων μερισμάτων και τις αντίστοιχες συνέπειες, όπως υπερανάληψη των τραπεζικών καταθέσεων, εκκαθάριση για τα συμφέροντα των πιστωτών, ακόμη και την είσοδο του νόμου πτωχευτικής διαδικασίας. Αυτός ο ορισμός της οικονομικής δυσχέρειας βασίζεται στο θεωρητικό πλαίσιο των «ταμειακών ροών» ή «μοντέλο ρευστών διαθεσίμων». Όπως ανέφερε ο [1] **Beaver (1966)**, μια επιχείρηση είναι σαν μια δεξαμενή που σχηματίζεται από την ταμειακή ροή, που αποτελείται από τις ταμειακές εισροές και εκροές. Μια επιχείρηση σε δυσμενή οικονομική κατάσταση είναι ακριβώς όπως ένα δοχείο του οποίου το νερό αποστραγγίζεται.

Γενικότερα, ο όρος «πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας» ή αλλιώς FDP, αναφέρεται στην ικανότητα πρόβλεψης εάν μία εταιρία θα υποπέσει σε κατάσταση οικονομικής δυσχέρειας με βάση τα τρέχοντα χρηματοοικονομικά της δεδομένα, με χρήση εργαλείων μαθηματικών, στατιστικής, ή άλλα έξυπνα μοντέλα. Η πρόβλεψη της αποτυχίας διαδραματίζει σπουδαίο ρόλο σε εταιρίες λήψευς αποφάσεων, εταιρίες ερευνών για πιστοληπτική ικανότητα πελατών, κλπ. Στη βιβλιογραφία έχουν χρησιμοποιηθεί αρκετοί ορισμοί ως προς την περιγραφή καταστάσεων πτώχευσης (bankruptcy), χαρακτηριστικά αναφέρουμε την αποτυχία (failure), χρηματοοικονομική δυσχέρεια (financial distress), αφερεγγυότητα (insolvency), που σχετίζονται με την αθέτηση των υποχρεώσεων της επιχείρησης.

1.2) Ο ορισμός της εταιρικής αποτυχίας σύμφωνα με έγκυρους επιστήμονες και ερευνητές του κλάδου της εταιρικής δυσχέρειας.

Όπως προαναφέραμε, έχουν χρησιμοποιηθεί διάφοροι όροι για να περιγράψουν τις επιχειρήσεις που φαίνεται να είναι σε μια εύθραυστη οικονομική κατάσταση. Από πρότυπη βιβλιογραφία, όπως των [2] **Brealey et al. (2001)** και [3] **Ross et al. (2002)**, έχουν δοθεί ορισμοί για την οικονομική δυσχέρεια, την πτώχευση, και την εταιρική αποτυχία.

Ο [4] **Carminchael (1972)** πίστευε ότι η χρηματοοικονομική δυσχέρεια είναι μία κατάσταση κατά την οποία μια εταιρεία αντιμετωπίζει δυσκολία στην εκπλήρωση των υποχρεώσεών της. Αυτές οι δυσκολίες περιλαμβάνουν: ανεπάρκεια ρευστότητας, ανεπάρκεια του κυκλοφορούντος ενεργητικού, ανεπάρκεια πάγιου ενεργητικού, ύπαρξη ληξιπρόθεσμων οφειλών.

Ο [5] **Foster (1986)** όρισε την οικονομική δυσχέρεια ως ένα σοβαρό πρόβλημα ρευστότητας, το οποίο δεν γίνεται να επιλυθεί χωρίς μακροσκελή αναδιάρθρωση της λειτουργίας και της δομής των οικονομικών μονάδων.

Ο [6] **Altman (1968)** όρισε την πτώχευση σύμφωνα με τη νομική εκδοχή του όρου. Συγκεκριμένα ανέφερε ότι πτώχευση είναι ο χαρακτηρισμός της εταιρείας σε κατάσταση αδυναμίας εκπλήρωσης των υποχρεώσεών της, ή αλλιώς σε πτώχευση, η οποία κρίνεται από τις δικαστικές αρχές της χώρας στην οποία εδρεύει η επιχείρηση.

Κατά τους [7] **Doumpos και Zopounidis (1999)**, η χρηματοοικονομική δυσχέρεια, εκτός από αδυναμία αποπληρωμής σημαντικών ληξιπρόθεσμων οφειλών και τις συνεπαγόμενες συνέπειες, περιλαμβάνει επίσης και την κατάσταση που ορίζεται από αρνητική καθαρή αξία ενεργητικού, το οποίο πρακτικά από λογιστική σκοπιά σημαίνει ότι το σύνολο των υποχρεώσεων της επιχείρησης υπερβαίνει το σύνολο του ενεργητικού της.

Οι [8] **Ross (1999)** και η ομάδα του συνόψισαν προηγούμενες μελέτες και κατέληξαν ότι οι οικονομικές δυσκολίες που συνιστούν εταιρική δυσχέρεια αποτελούνται από: (1) εταιρική αποτυχία, που σημαίνει ότι μια εταιρεία δεν μπορεί να αποπληρώσει τα χρέη μετά την εκκαθάριση, (2) νομική πτώχευση, που πρακτικά σημαίνει ότι μια εταιρεία ή οι πιστωτές της απευθύνονται στο δικαστήριο για διακήρυξη πτώχευσης (3) πρακτική πτώχευση, που σημαίνει ότι μια εταιρεία δεν μπορεί να εκπληρώσει τους όρους της σύμβασης βάσει χρονοδιαγράμματος, ώστε

να αποφέρει αποπληρωμή κεφαλαίου και τόκων, (4) λογιστική πτώχευση, δηλαδή το καθαρό ενεργητικό είναι αρνητικό.

Οι [9] **Pastena** και **Ruland (1986)** περιέγραψαν αυτή την κατάσταση οικονομικής δυσχέρειας ως εξής:

- η αγοραία αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης είναι μικρότερη από το σύνολο των υποχρεώσεων της
- η επιχείρηση δεν είναι σε θέση να πληρώσει τα χρέη όταν λήγει η προθεσμία,
- Η εταιρεία συνεχίζει διαπραγμάτευση υπό την προστασία του δικαστηρίου

Από αυτά, η αφερεγγυότητα ή η αδυναμία να πληρωθούν οι οφειλές, όταν αυτές είναι ληξιπρόθεσμες υπήρξε η κύρια ανησυχία στην πλειοψηφία της πρώιμης βιβλιογραφίας που υπήρξε για την οικονομική δυσχέρεια. Αυτό συνέβη επειδή η αφερεγγυότητα μπορεί να αναγνωριστεί ρητά και επίσης χρησιμεύει ως νομικό και κανονιστικό ορισμό του όρου «πτώχευση» σε πολλές ανεπτυγμένες χώρες. Ωστόσο, ο πρώτος ορισμός είναι πιο περίπλοκος και υποκειμενικός, υπό το πρίσμα των διαφορετικών λογιστικών χειρισμών της αποτίμησης των περιουσιακών στοιχείων. Αυτό έχει να κάνει με το γεγονός ότι μπορεί να δίνεται ένα εύρος τιμών αγοράς για τα περιουσιακά στοιχεία της εταιρείας και επιπλέον, η νομοθεσία που παρέχει προστασία για τις ευάλωτες επιχειρήσεις είναι διαφορετική μεταξύ των χωρών.

Στον 21ο αιώνα, οι περισσότερες βιβλιογραφίες για FDP που συλλέγουν δεδομένα από τις ανεπτυγμένες χώρες ή περιοχές, επικεντρώνονται στην πρόβλεψη της πτώχευσης, η οποία είναι η απόλυτη και πιο σοβαρή μορφή της οικονομικής δυσχέρειας.

Ο [10] **Bose (2006)** όρισε την οικονομική δυσχέρεια ως την κατάσταση στην οποία η τιμή της μετοχής μιας εταιρείας είναι μικρότερη των 10 cents, πράγμα που βρίσκει σύμφωνο και τον Ravisankar. Κατά τη μελέτη FDP για επιχειρήσεις της Ταϊβάν, ο [11] **Lin (2009)** όρισε την οικονομική δυσχέρεια ως την αδυναμία μιας επιχείρησης να καταβάλει τις οικονομικές υποχρεώσεις της καθώς αυτές ωριμάζουν. Στις αναπτυσσόμενες χώρες όπως η ηπειρωτική Κίνα και το Ιράν, η οικονομική δυσπραγία συνήθως ορίζεται ως κάποια οικονομική επιδείνωση εταιρείας που ελέγχεται από τον εθνικό φορέα διαχείρισης ασφάλειας. Για παράδειγμα, η οικονομική δυσχέρεια κινεζικής εισηγμένης εταιρείας ορίζεται ως ειδική μεταχείριση (Standard Treatment - ST) από το κινεζικό χρηματιστήριο για το λόγο ότι τα κέρδη συνεχίζουν να είναι αρνητικά για δύο συνεχόμενα έτη ή η αξία καθαρού ενεργητικού ανά μετοχή να είναι χαμηλότερη από ό, τι η ανά μετοχή ονομαστική αξία. Οι ιρανικές εταιρείες των οποίων οι ζημιές εις νέον είναι περισσότερο από το 50% του κεφαλαίου τους, χαρακτηρίζονται ως οικονομικά

δυσχερείς, σύμφωνα με την εμπορική νομοθεσία της 141 πράξης του χρηματιστηρίου της Τεχεράνης.

Επιπλέον, ο [12] *Sun et al. (2006)* πρότεινε την έννοια της σχετικής οικονομικής δυσχέρειας, η οποία ορίζεται ως η σχετική επιδείνωση της οικονομικής κατάστασης για μια ορισμένη επιχείρηση με τη διαδικασία του κύκλου ζωής της.

1.3) Τυπική (νομική) χρεωκοπία

Όπως φαίνεται στα προηγούμενα υπάρχει πληθώρα προσεγγίσεων για τον ορισμό της χρεωκοπίας, αποτυχίας, οικονομικής δυσχέρειας ή αφερεγγυότητας, και λόγου αυτού καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι το θέμα του ορισμού της χρεωκοπίας είναι αρκετά ευρύ, γι' αυτό και καθίσταται δύσκολο το να οριστεί μόνο ένας ορισμός της χρεωκοπίας. Αυτός είναι ο λόγος που κρίνεται αναγκαία η διάκριση της οικονομικής χρεωκοπίας από την νομική χρεωκοπία. Αξίζει να σημειωθεί όμως, ότι οι ερευνητές συνήθως επικεντρώνονται στην οικονομική πτώχευση ή αλλιώς την εκτίμηση αυξημένου πιστωτικού κινδύνου, δηλαδή την κατάσταση αυτή κατά την οποία τα έσοδα μιας εταιρείας δεν γίνεται να ανταποκριθούν στο κόστος λειτουργίας της, και την κατάσταση κατά την οποία οι υποχρεώσεις καθίστανται πλέον ληξιπρόθεσμες και η εταιρεία δεν μπορεί να ανταποκριθεί ως προς αυτές.

Όταν μιλάμε για τυπική χρεωκοπία αναφερόμαστε συνήθως σε δικαστικό ή δικονομικό ορισμό επειδή θα πρέπει να συντρέχουν όλες εκείνες οι προϋποθέσεις που ορίζουν οι εκάστοτε νόμοι και να τηρηθεί το σύνολο της προβλεπόμενης διαδικασίας για να γίνει δεκτή η αίτηση υπαγωγής σε καθεστώς χρεωκοπίας από το αρμόδιο δικαστήριο. Η απόφαση του αρμόδιου αυτού δικαστηρίου, όπως είναι προφανές, δε θα βασιστεί σε λεπτομερή οικονομικό έλεγχο που θα συμπεράνει το μη αναστρέψιμο για την οικονομική κατάσταση της επιχείρησης. Η νομοθεσία συνήθως ορίζει κάποιες προϋποθέσεις βάσει των οποίων οι εταιρείες τίθενται σε κατάσταση πτώχευσης. Συνήθως αυτές αναφέρονται στην πτωχευτική ικανότητα, την παύση πληρωμών των χρεών ή αντίστοιχα επίσημη διακήρυξη από τη μεριά της εταιρείας ότι γίνεται αναστολή των χρεών. Τρίτο και σημαντικότερο, η δικαστική απόφαση θα είναι αυτή η οποία θα κρίνει το αποτέλεσμα, και αν βγει θετική τότε η εταιρεία τίθεται υπό καθεστώς υπαγωγής σε χρεωκοπία. Αφότου επέλθει η πτώχευση μιας εταιρείας σαν άμεσο επακόλουθο θα υπάρξει η λεγόμενη «λύση» της εταιρείας και αμέσως μετά η εκκαθάρισή της. Κατά τη διάρκεια της

εκκαθάρισης, υπάρχουν παράγοντες-φορείς, οι λεγόμενοι «εκκαθαριστές» οι οποίοι αναλαμβάνουν τη διαχειριστική εξουσία της εταιρείας. Αυτοί είναι συνήθως πρόσωπα που είτε θα έχουν από πριν οριστεί στο καταστατικό της επιχείρησης, είτε, αν δεν υπάρχει καταστατικό, θα πρέπει να είναι πρόσωπα τα οποία θα πρέπει να έχει εκλέξει η γενική συνέλευση των μετόχων.

Συνήθως υπάρχει μια προβλεπόμενη διαδικασία για το σκοπό της εκκαθάρισης. Συνήθως η έναρξη αυτής της διαδικασίας έχει να κάνει με την αποτίμηση του συνόλου των περιουσιακών στοιχείων της εταιρείας και προχωράει με έκδοση έκτακτου ισολογισμού και δημοσιοποίησή του. Στη συνέχεια έχουμε την εξόφληση ληξιπρόθεσμων χρεών (εξόφληση στοιχείων παθητικού) και καταβάλλεται προσπάθεια για την όσο το δυνατόν μαζικότερη συλλογή των εταιρικών απαιτήσεων (ρευστοποίηση στοιχείων ενεργητικού). Οι εισφορές στη συνέχεια επανέρχονται στους μετόχους και αυτοί εισπράττουν, ανάλογα με το ποσοστό συμμετοχής τους στην επιχείρηση, το ρευστοποιηθέν προϊόν της εκκαθάρισης. Αφού γίνουν όλες αυτές οι προβλεπόμενες από τη νομοθεσία ενέργειες για την εκκαθάριση, τότε είναι δυνατή η διαγραφή της εν λόγω εταιρείας από το μητρώο των ανώνυμων εταιρειών.

1.4) Οι πιθανές αιτίες της εταιρικής αποτυχίας

Τα προβλήματα οικονομικής αφερεγγυότητας μπορεί να προέλθουν από εσωτερικές αποφάσεις (ενδογενείς παράγοντες) που παίρνονται στην εταιρεία ή μια αλλαγή στο οικονομικό περιβάλλον στο οποίο αναπτύσσεται η εταιρεία (εξωγενείς παράγοντες). Κάποιες από τις πιο κύριες αιτίες οικονομικής δυσχέρειας είχαν προταθεί από τον [13] **Rees (1990)**. Σημειώνεται πως για λόγους καλύτερης κατανόησης και οργάνωσης των αιτιών της εταιρικής αποτυχίας, γίνεται η διάκριση σε τρεις κατηγορίες, στους «**διοικητικούς**», στους «**ενδογενείς**» και στους «**εξωγενείς**».

Διοικητικοί είναι οι λόγοι που έχουν να κάνουν με τις πράξεις του διοικητικού σώματος μιας επιχείρησης. Συγκεκριμένα αναφέρουμε:

- Διαφοροποίηση/επέκταση των δραστηριοτήτων της εταιρείας σε μη γνώριμες βιομηχανίες ή κλάδους. Ή αντίστοιχα αδυναμία απόσυρσης από κλάδους που παρακμάζουν
- Δυσκολίες ελέγχου νέων ή γεωγραφικά διασπαρμένων λειτουργιών των εταιρειών
- Εκπόνηση λανθασμένων ισολογισμών και γενικά λογιστικών και χρηματοοικονομικών δεδομένων μιας επιχείρησης
- Υπερπληθώρα εμπορικών συναλλαγών σε σχέση με την κεφαλαιακή βάση της εταιρείας
- Ανεπαρκής χρηματοοικονομικός έλεγχος
- Αναποτελεσματική διοίκηση ή λήψη λανθασμένων αποφάσεων ή τυχόν έντονες μεταβολές στην οργανωτική διάρθρωση και το ιδιοκτησιακό στάτους της επιχείρησης
- Ανεπαρκής έλεγχος στο κυκλοφορούν ενεργητικό
- Αποτυχία μείωσης ζημιογόνων ή πιθανώς ζημιογόνων δραστηριοτήτων, η μεγάλη μεταβολή στις δαπάνες μιας εταιρείας και η λανθασμένη διαχείριση των οικονομικών πόρων από τα διοικητικά όργανα της εταιρείας
- Μεταβολή των στόχων μιας επιχείρησης, αποφάσεις για συγχώνευση ή πώληση μέρους της επιχείρησης που έχουν άμεσο αντίκτυπο στα περιθώρια κερδών της επιχείρησης

Ενδογενείς είναι οι λόγοι που έχουν να κάνουν με το εσωτερικό της επιχείρησης και την οικονομική της λειτουργία αυτή καθαυτής, χωρίς να υπεισέρχονται εξωτερικοί παράγοντες. Συγκεκριμένα αναφέρουμε:

- Χαμηλή ή/και μειούμενη κερδοφορία
- Αδυναμία κάλυψης βραχυπρόθεσμων ή/και ληξιπρόθεσμων υποχρεώσεων
- Κάμψη των χρηματοοικονομικών δομών
- Μεγάλες μεταβολές στην τιμή της μετοχής όπως αυτή διαπραγματεύεται στο χρηματιστήριο
- Αυξομειώσεις μεγάλου βαθμού στον κύκλο εργασιών της επιχείρησης
- Μείωση του κεφαλαίου κίνησης έχει ως αποτέλεσμα τη συρρίκνωση της ρευστότητας και του κύκλου δραστηριότητας της εταιρείας

Εξωγενείς είναι οι λόγοι που έχουν να κάνουν με το εξωτερικό περιβάλλον στο οποίο δραστηριοποιείται μια επιχείρηση και επηρεάζει εμμέσως και τη δική της οικονομική λειτουργία. Αναφέρονται χαρακτηριστικά:

- Οικονομικές συγκυρίες οι οποίες δρουν αρνητικά στην πορεία ενός κλάδου επιχειρήσεων, όπως ύφεση, συναλλαγματικές μεταβολές, μεταβολή στις τιμές του πετρελαίου, κλπ
- Κρατικές αποφάσεις για δημοσιονομικές πολιτικές (πχ αυξημένη λιτότητα, ανεπάρκεια πρωτοβουλιών για ανάπτυξη και έλλειψη επιχορήγησης) που δυσχεραίνουν τη οικονομική λειτουργία της επιχείρησης
- Επιδείνωση μακροοικονομικών μεγεθών στη χώρα στην οποία εδρεύει ή / και δραστηριοποιείται η επιχείρηση
- Εκπόνηση μελετών από οίκους αξιολόγησης που αναφέρουν αρνητικές προοπτικές για τη χώρα ή για τον κλάδο ή ακόμη πιο συγκεκριμένα για την ίδια την επιχείρηση, οι οποίες λαμβάνονται πολύ σοβαρά από επενδυτές με τους οποίους συναλλάσσεται η επιχείρηση
- Μειωμένη ρευστότητα στην αγορά, προβλήματα στον τραπεζικό κλάδο κλπ
- Διείδυση εισαγωγών που δρουν ανταγωνιστικά στο προϊόν που παράγει η εταιρεία
- Δυσμενείς αλλαγές στις συμφωνίες των συμβολαίων

Εκτός από αυτούς τους λόγους, μια νέα εταιρεία πιστεύεται ότι είναι πιο ευάλωτη στον κίνδυνο σε σχέση με εταιρείες που δραστηριοποιούνται χρόνια στον κλάδο. Ο [14] **Blum (1974)** επιβεβαίωσε ότι «όταν όλα στα στοιχεία μεταξύ εταιρειών είναι ισοδύναμα, οι νεώτερες εταιρείες έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να αποτύχουν» Ο [15] **Hudson (1987)**, ερευνώντας ένα δείγμα εταιρειών μεταξύ του 1978 και του 1981, επίσης έδειξε ότι οι εταιρείες που εκκαθαρίστηκαν μέσω μιας διαδικασίας εκούσιας εκκαθάρισης ή αναγκαστικής εκκαθάρισης μεταξύ πιστωτών, κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, ήταν κατά μέσο όρο δύο έως τεσσάρων ετών και τα τρία τέταρτα από αυτές ήταν κάτω των δέκα ετών. Επιπλέον, ο [16] **Walker (1992)** διαπίστωσε επίσης ότι "πολλές νέες επιχειρήσεις αποτυγχάνουν μέσα στα πρώτα τρία χρόνια της ύπαρξής τους." Αυτά τα στοιχεία δείχνουν ότι η κατανομή της πιθανότητας αποτυχίας σε συνάρτηση με την ηλικία της εταιρείας έχει θετική κλίση. Ωστόσο, ένα σημείο σαφές στην ηλικιακή δομή δεν έχει μέχρι στιγμής εντοπιστεί ώστε να γίνεται η διάκριση των εταιρειών, και επομένως δεν υπάρχει κάποια πειστική απόδειξη σε σχέση με την τάση αποτυχίας από επιχειρήσεις διαφόρων ηλικιών. Κατά συνέπεια, η ηλικία των υπό εκκαθάριση εταιρειών μπορεί να αντιμετωπίζεται μόνο ως παρατήρηση και όχι ως θεωρία.

Ωστόσο, αν και οι πιο κοινές αιτίες της πτώχευσης μπορεί να εντοπιστούν, δεν είναι παρόλα αυτά επαρκείς για να εξηγήσουν ή να προβλέψουν την εταιρική αποτυχία. Μια εταιρεία που έχει ένα ή περισσότερα από αυτά τα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την εταιρική αποτυχία, δεν είναι βέβαιο ότι θα αποτύχει σε μια δεδομένη χρονική περίοδο. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι παράγοντες όπως η κυβερνητική παρέμβαση μπορούν να διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη διάσωση των προβληματικών επιχειρήσεων. Επομένως, όπως παρατήρησαν οι [17] **Bulow και Shoven (1978)**, και ο [5] **Foster (1986)** οι συνθήκες υπό τις οποίες μια εταιρεία υπεισέρχεται σε φάση εκκαθάρισης είναι αρκετά περίπλοκες.

Η οικονομική δυσχέρεια και η κατάληξη που μπορεί να έχει μια επιχείρηση που οδεύει σε πτώχευση έχει, όπως είδαμε, πολύ άσχημες επιπτώσεις τόσο στους ιδιοκτήτες (ή μετόχους) της επιχείρησης, όσο και σε έναν αριθμό παραγόντων εξωγενών ως προς αυτή αλλά που σχετίζονται δυναμικά με αυτή, όπως είναι οι δανειστές, οι συνεργαζόμενες επιχειρήσεις, κλπ. Αυτός είναι ο λόγος που έχει υπάρξει τόση μεγάλη προσπάθεια αποφυγής της οικονομικής δυσχέρειας της επιχείρησης, με έρευνα πάνω στους πιθανούς παράγοντες ή πιθανές παραμέτρους που φαίνεται να κινούν τα νήματα της οικονομικής ζωής της επιχείρησης και όπως προκύπτει να της ορίζουν και την τύχη που θα έχει. Αυτοί οι παράγοντες λοιπόν, οι οποίοι συνήθως είναι στοιχεία (συνήα χρηματοοικονομικοί δείκτες) που αντλούνται από τον ισολογισμό ή την κατάσταση ταμειακών ροών της επιχείρησης χρήζουν μεγάλης έρευνας και είναι αυτός ο λόγος που έχουν εξελιχθεί σε πολύ σημαντικό ερευνητικό πεδίο της επιστήμης της Χρηματοοικονομικής Ανάλυσης.

1.5) Διάφορα σχόλια σχετικά με τον ορισμό της εταιρικής αποτυχίας

Βάσει των προαναφερθέντων, για τον ορισμό των χρηματοοικονομικών δυσχερειών φαίνεται ότι υπάρχουν πολλές διαφορετικές απόψεις. Διαφορετικοί μελετητές μπορεί να δώσουν διαφορετικές εξηγήσεις σύμφωνα με τους δικούς τους σκοπούς μελέτης. Σε γενικές γραμμές, υπάρχουν δύο βασικές ιδέες:

- Από τη σκοπιά της θεωρητικής ανάλυσης, η οικονομική δυσπραγία έχει διαφορετικούς βαθμούς. Ήπια οικονομική δυσχέρεια μπορεί να είναι μόνο προσωρινή δυσκολία των ταμειακών ροών, ενώ ο σοβαρός οικονομικός κίνδυνος σημαίνει επιχειρηματική αποτυχία ή πτώχευση. Μια επιχείρηση σε οικονομική δυσχέρεια μπορεί να εμφανίσει μια δυναμική αλλαγή της διαδικασίας των διαφόρων καταστάσεων μεταξύ των παραπάνω δύο ακραίων μορφών οικονομικής δυσχέρειας. Στην πραγματικότητα, η οικονομική δυσχέρεια είναι μια δυναμική διαδικασία εν εξελίξει, και είναι το αποτέλεσμα συνεχούς ανωμαλίας στη λειτουργία των επιχειρήσεων για κάποιο χρονικό διάστημα (από μήνες έως χρόνια ή και περισσότερο).
- Από τη σκοπιά της εμπειρικής έρευνας, προκειμένου να καθοριστούν τα κριτήρια στη δειγματοληψία της έρευνας, ή για τους περιορισμούς των διαθέσιμων στοιχείων, η οικονομική δυσχέρεια συχνά ορίζεται ως κάποιες καταστάσεις οι οποίες δείχνουν ξεκάθαρα μια επιχείρηση σε οικονομικές δυσκολίες, όπως η εκ του νόμου πτώχευση, και η ST για κινεζικές εισηγμένες εταιρείες.

Σημειώνεται ότι καλό θα ήταν οι μελλοντικές μελέτες να διερευνήσουν μια μετρική που να μπορεί να χαρακτηρίσει τις προβληματικές εταιρείες σε διαφορετικούς βαθμούς, όπως ήπια, ενδιάμεση, και σε πτώχευση και δε θα πρέπει να τοποθετούν τις εταιρείες σε δύο μόνο κατηγορίες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΑΝΑΦΟΡΙΚΑ ΜΕ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ

Το **δεύτερο κεφάλαιο** επιχειρεί μία βιβλιογραφική έρευνα σχετικά με τα μοντέλα πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας και χωρίζεται σε τρία μέρη. Το πρώτο μέρος είναι μία ιστορική ανασκόπηση και παρουσίαση της εξέλιξης της επιστημονικής έρευνας πάνω στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Στο δεύτερο μέρος αναφέρονται λεπτομερώς οι στατιστικές μονομεταβλητές μέθοδοι ταξινόμησης για την πρόβλεψη οικονομικής δυσχέρειας επιχειρήσεων, και αναλυτικότερα υπάρχει ανάλυση για τη μονομεταβλητή ανάλυση (Univariate Analysis), την πολυμεταβλητή ανάλυση ή πολλαπλή διακριτή ανάλυση (Multiple Discriminant Analysis – MDA), το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (Linear Probability Model – LPM), το μοντέλο LOGIT και το μοντέλο PROBIT. Στο τρίτο μέρος του κεφαλαίου αυτού υπάρχει ανάλυση ως προς τις έξυπνες-σύγχρονες τεχνικές ταξινόμησης εταιριών. Συγκεκριμένα, αναφέρονται τα νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks – NN), οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines – SVM), οι εξελικτικοί αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms – EA), η ταξινόμηση με βάση τις περιπτώσεις (Case-based Reasoning – CBR), η θεωρία συνόλων (Rough Set Theory), τα δένδρα απόφασης (Decision Trees – DT) με ιδιαίτερη αναφορά στους αλγόριθμους αναδρομικής διαφοροποίησης (Recursive Partitioning Algorithms – RPAs), η περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων (Data Envelopment Analysis – DEA), καθώς και άλλες έξυπνες τεχνικές. Τέλος γίνονται διάφορα σχόλια σχετικά με τις μεθόδους πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας.

2.1) Ιστορική ανασκόπηση και εξέλιξη της έρευνας σχετικά με τις μεθόδους πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας

Ο όρος FDP (Financial Distress Prediction) όπως έχουμε δει, αντιπροσωπεύει την πρόβλεψη για χρηματοοικονομική δυσχέρεια μιας επιχείρησης. Η έρευνα η οποία έχει πραγματοποιηθεί σε αυτόν τον τομέα είναι πολυσχιδής και εκτείνεται σε διάφορες τεχνικές. Από μονομεταβλητή ανάλυση και παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους στην πολυμεταβλητή πρόβλεψη και μεθόδους αυτόματης εκμάθησης (machine learning) που βασίζονται σε τεχνητή νοημοσύνη, από καθαρές μονομεταβλητές μεθόδους ταξινόμησης σε υβριδικές μονομεταβλητές μεθόδους ταξινόμησης, και από στατική μοντελοποίηση και υπολογιστικές μεθόδους σε δυναμικές μοντελοποιήσεις και εφαρμογές αποφάσεων.

Το σύνολο όμως της έρευνας αυτής εκτείνεται σε ένα βάθος το πολύ τεσσάρων ή πέντε δεκαετιών. Αυτό δείχνει ότι η έρευνα πάνω στα μοντέλα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου ή πρόβλεψης αποτυχίας είναι ένας σχετικά νέος τομέας επιστημονικού ενδιαφέροντος. Παρόλα αυτά όμως η ποικιλία που τον χαρακτηρίζει δείχνει με τον πιο προφανή τρόπο το τεράστιο ενδιαφέρον που υπήρξε από πολλούς και αρκετά καταξιωμένους επιστήμονες της ερευνητικής κοινότητας. Στα παρακάτω θα αναφερθούμε συνοπτικά σε μερικούς από αυτούς, αν και σημαντικότερη και πληρέστερη αναφορά λαμβάνει χώρα στα υποκεφάλαια που αναφέρονται στα μοντέλα πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας και γίνεται συγκεκριμένη μελέτη πάνω στη συνεισφορά του καθενός ερευνητή στο εκάστοτε μοντέλο πρόβλεψης.

Ο πρώτος ερευνητής που προσπάθησε να βρει δύο σύνολα εταιρειών, ένα το οποίο το χαρακτήρισε «υγιείς» επιχειρήσεις και ένα άλλο που χαρακτήρισε αντίστοιχα «αποτυχημένες» επιχειρήσεις και να μελετήσει σε βάθος τα χαρακτηριστικά και τις διαφορές στις εν λόγω επιχειρήσεις, ώστε να βρει νόρμες ή ντιρεκτίβες που θα δείχνουν εταιρική αποτυχία, ήταν ο [18] **Beaver (1967)**. Το συγκεκριμένο μοντέλο αποτέλεσε τον ακρογωνιαίο λίθο για την ανάπτυξη των υπολοίπων μοντέλων πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας. Ένα χρόνο αργότερα τον ακολούθησε ο [19] **Altman (1968)** σε αυτή του την προσπάθεια. Ο [135] **Beaver (1968)**, όπως θα φανεί και παρακάτω, χρησιμοποίησε τη μονομεταβλητή ανάλυση και κατέληξε στο συμπέρασμα ότι κάποιοι από τους χρηματοοικονομικούς δείκτες της επιχείρησης μπορούν να δώσουν στοιχεία και να χρησιμοποιηθούν εν γένει ως παράγοντες με προβλεπτική ικανότητα για την κατάσταση των εταιρειών.

Προφανώς όμως, η προηγούμενη διαδικασία κατέδειξε ότι η χρήση μόνο ενός δείκτη ώστε να επέλθει διαχωρισμός των εταιρειών με βάση την οικονομική τους κατάσταση παραήταν απλοϊκή μέθοδος έρευνας, πράγμα που οδηγούσε σε αδυναμία ανίχνευσης των πολύπλοκων παραγόντων που οδηγούν βαθμιαία στην κατάσταση αδυναμίας μιας επιχείρησης. Αυτό ώθησε την έρευνα στο να συμπεριλάβει περισσότερες από μία μεταβλητές για την πρόβλεψη εταιρικής δυσχέρειας και κατ'επέκταση οδήγησε στη σύλληψη δύο σημαντικών στατιστικών μεθόδων, της πολυμεταβλητής διακριτής ανάλυσης (MDA) και της ανάλυσης παλινδρόμησης ή αλλιώς Regression Analysis.

Ο Altman συνέχισε την έρευνά του στο προηγούμενο πρόβλημα, αυτή τη φορά όμως χρησιμοποιώντας τεχνική MDA. Το δικό του το μοντέλο το ονόμασε Z-Altman score, και όπως αναφέρεται λεπτομερέστερα παρακάτω οδήγησε σε σωστή ταξινόμηση των εταιρειών κατά ποσοστό μεγαλύτερο του 90%, και αυτό ένα χρόνο πριν την εμφάνιση της επίσημης χρεωκοπίας της εταιρείας. Αντίστοιχη δουλειά με τον Altman έκανε και ο [20] **Ohlson (1980)** μέσω του μοντέλου Logit, ο οποίος έφτιαξε το υπόδειγμα O-score. Η συνέχιση της έρευνας επήλθε από τους ερευνητές [21] **Halderman** και **Narayanan (1977)**, οι οποίοι σε συνεργασία με τον Altman δημιούργησαν ένα μοντέλο πολυμεταβλητής διακριτής ανάλυσης με 7 μεταβλητές, το οποίο το ονόμασαν ως Zeta μοντέλο, το οποίο αύξανε την προβλεπτική ικανότητα που προηγούμενου μοντέλου του Altman. Την τεχνική πολυμεταβλητής διακριτής ανάλυσης την εφάρμοσε επίσης και ο [22] **Deakin (1972)** και βρήκε ακρίβεια τουλάχιστον 95% στις μεθόδους του για παράθυρο μελέτης τρία χρόνια πριν τη χρεωκοπία. Ενδεικτικά αναφέρουμε ότι MDA εφάρμοσαν επίσης και οι [23] **Von Stein (1981)**, [24] **Weibel (1973)**, [25] [133] **Taffler (1977) & Tisshaw (1977)**, [26] **Marais (1979)**, [27] **Bilderbeek (1979)**, [28] **Lavalle(1981)**, [29] **Castagna (1981)** και **Matolscy (1981)** με ποσοστά επιτυχίας άνω του 70% ο καθένας. Ο [30] **Scot (1981)** έκανε μία έρευνα συγκρίνοντας μεγάλο αριθμό εμπειρικών μοντέλων της εποχής του με το προαναφερθέν Zeta μοντέλο και κατέληξε ότι το τελευταίο είχε καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τα άλλα μοντέλα. Σύγκριση και έρευνα πάνω στην ανάλυση παλινδρόμησης και την πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση έκαναν οι [31] **Edmister (1972)** και ο [32] **Collins (1980)**. Ο Collins μάλιστα απέδειξε ότι η MDA έφερνε ισάξια και κάποιες φορές καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με την ανάλυση παλινδρόμησης. Όπως φαίνεται από τα παραπάνω, η μέθοδος MDA ήταν κυρίαρχη στην έρευνα λίγο πριν αλλά και σε όλη τη διάρκεια της δεκαετίας του '80. Καθώς όμως η έρευνα εξελισσόταν, η MDA αντικαταστάθηκε σταδιακά από λιγότερο στατιστικά απαιτητικά μοντέλα, και ενδεικτικά θα αναφέρουμε το Logit, το Probit και τα γραμμικά πιθανοτικά μοντέλα ή αλλιώς LPM, τα οποία λέγονται και εναλλακτικά ως υπό συνθήκη πιθανοτικά μοντέλα.

Σύγκριση μεταξύ διακριτής ανάλυσης και Logit μοντέλου έκανε ο [33] **Martin (1977)** για πρόβλεψη αποτυχίας σε τράπεζες, και κατέληξε σε ισοδύναμα

συμπεράσματα ως προς την ακρίβεια των προβλέψεων. Logit μοντέλο χρησιμοποίησε και ο [34] **West (1985)** και ο [35] **Lawrence (1992)**. Ο πρώτος για να μελετήσει την κατάσταση πιστωτικών/χρηματοοικονομικών ιδρυμάτων και ο δεύτερος για να εντοπίσει πιθανότητες μη αποπληρωμής «μαύρων» στεγαστικών δανείων. Συμπέρασμά τους ήταν ότι η μελέτη της χρηματοπιστωτικής συμπεριφοράς (credit history) μιας επιχείρησης είναι από τις πιο σημαντικές παραμέτρους στη μελέτη της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας.

Κατά το τέλος της δεκαετίας του 1980 άρχισε να φαίνεται προφανές στους ερευνητές ότι η χρήση μόνο ποσοτικών μεγεθών δεν είναι δυνατό να περιγράψει πλήρως μια συμπεριφορά και να προσδώσει προβλεπτική ικανότητα σε ένα μοντέλο. Έτσι από τότε άρχισε η έρευνα για πολυκριτηριακά συστήματα όπου θα λαμβάνονται υπόψη πέρα από ποσοτικές, και ποιοτικές μεταβλητές. Τα συστήματα αυτά συνήθως αναφέρονται ως ευφυή, ή έξυπνα συστήματα, ή έξυπνες τεχνικές πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας.

Οι [36] **Balcaen και Ooghe (2006)** ανέπτυξαν εκτενή έρευνα σχετικά με την εφαρμογή των κλασικών στατιστικών τεχνικών σε περιπτώσεις FDP, και συγκεκριμένα ασχολήθηκαν με: μονομεταβλητή ανάλυση, μοντέλα δείκτη κινδύνου (risk index models), πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση (MDA) και μοντέλα υπό συνθήκη πιθανοτήτων (conditional probability models). Αυτή η έρευνα έκανε μια συμβολή στην τρέχουσα βιβλιογραφία, αποσαφηνίζοντας τα χαρακτηριστικά των κλασικών στατιστικών τεχνικών στο FDP και τα συναφή προβλήματα τους.

Αυτό ώθησε τους [37] **Kumar και Ravi (2007)** να συνεχίσουν την έρευνα για το FDP, τόσο με στατιστικές, όσο και με «έξυπνες» τεχνικές. Έτσι ταξινόμησαν διάφορα άρθρα από τη βιβλιογραφία και τα ενέταξαν στις παρακάτω κατηγορίες: στατιστικές τεχνικές, νευρωνικά δίκτυα (NN), συλλογιστική βασισμένη στις περιπτώσεις (CBR), δέντρα απόφασης (Decision Trees - DT), επιχειρησιακή έρευνα (operational research), εξελικτικοί αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms - EA), θεωρία συνόλων (rough sets - RS) τεχνικές που βασίζονται σε άλλες τεχνικές, και διάφορες υπολογιστικές τεχνικές που προκύπτουν από την υβριδοποίηση από τις προαναφερθείσες τεχνικές. Επιπλέον αξιολόγησαν το κάθε άρθρο ανάλογα με την πηγή των δεδομένων, τις χρηματοοικονομικές μεταβλητές, τη χώρα, τη χρονοσειρά των δεδομένων και την αποτελεσματικότητα των τεχνικών. Αυτή η έρευνα κατέδειξε ότι η υβριδική μοντελοποίηση είναι ένα φλέγον θέμα στη μελέτη του FDP.

Λαμβάνοντας υπόψη τις έρευνες σε αυτή την κατηγορία, ο [38] **Bahrammirzaee (2010)** πραγματοποίησε μια συγκριτική αξιολόγηση τριών διάσημων ευφυών τεχνικών για οικονομικές εφαρμογές, δηλαδή, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (NN), τα ευφυή συστήματα και τα υβριδικά ευφυή συστήματα. Η αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας και η οικονομική πρόβλεψη είναι δύο πολύ σημαντικά θέματα για τις χρηματοπιστωτικές αγορές. Το συμπέρασμα λοιπόν ήταν

ότι αυτές οι ευφυείς μέθοδοι ήταν ανώτερες από τις αντίστοιχες παραδοσιακές στατιστικές για την αντιμετώπιση των οικονομικών προβλημάτων, αν και αυτή η υπεροχή δεν είναι απόλυτη.

Ο [39] **Verikas (2010)** και η ομάδα του παρουσίασαν μια συνολική αναθεώρηση σχετικά με τις υβριδικές και συνδυαστικές (ensemble) τεχνικές που βασίζονται σε υπολογιστικό προγραμματισμό, για τη μελέτη του FDP. Το ενδιαφέρον τους εστιάστηκε στο πώς συνδυάζονται διαφορετικές τεχνικές. Μια τεχνική ονομάστηκε υβριδική, αν είχαν εφαρμοστεί διάφορες υπολογιστικές προσεγγίσεις πληροφορικής και μόνο ένας προγνωστικός παράγοντας είχε χρησιμοποιηθεί για να κάνει την τελική πρόβλεψη. Μια τεχνική ονομάστηκε ως ensemble (συνδυαστική) αν οι έξοδοι μερικών προγνωστικών παραγόντων (predictors) συνενώνονταν για να ληφθεί μια πρόβλεψη.

Ο [40] **Lin (2009)** και οι συνεργάτες του έκαναν μια ανασκόπηση της FDP βιβλιογραφίας για την περίοδο 1995 και 2009. Διεξήγαγαν μία ανάλυση πάνω στη βιβλιογραφία FDP όσον αφορά τα εργαλεία-ταξινομητές (ενιαία ή υπολογιστικά), βασικούς ταξινομητές, τα σύνολα δεδομένων, και θεώρησαν ότι οι υπολογιστικές τεχνικές προσφέρονται για μελλοντική έρευνα στον τομέα του FDP. Ο [41] **Marques (2010)** και οι συνεργάτες του συνόψισαν το αποτέλεσμα της εξέλιξης των υπολογιστών στο credit scoring των τεχνικών-εργαλείων, το οποίο περιελάμβανε την ταξινόμηση, την επιλογή μεταβλητών, και τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων. Επίσης αξιολόγησαν τα κριτήρια αξιολόγησης αποτελέσματος (performance evaluation criteria), τα τεστ στατιστικής σημαντικότητας (statistical significance tests), την αξιοπιστία των πηγών δεδομένων και κάποια θέματα προ-επεξεργασίας των δεδομένων.

2.2) Στατιστικές Μονομεταβλητές ή Παραμετρικές Μέθοδοι Ταξινόμησης

Οι μονομεταβλητές στατιστικές μέθοδοι ταξινόμησης, συμπεριλαμβανομένης της μονομεταβλητής ανάλυσης, της πολυμεταβλητής ανάλυσης (MDA), και το μοντέλο Logit, βασίζονται στη θεωρία Στατιστικής και περιλαμβάνουν στατιστικές και οικονομετρικές μεθόδους, οι οποίες αποτελούν τον «παραδοσιακό» τρόπο αντιμετώπισης ενός προβλήματος που στη περίπτωση μας είναι η πρόβλεψη της πτώχευσης. Αυτές οι στατιστικές μέθοδοι της πρόβλεψης χρηματοοικονομικής δυσχέρειας (FDP) είναι συνήθως απλές, εύκολες στη χρήση και ενδείκνυνται για εξοικονόμηση χρόνου

2.2.1) Μονομεταβλητή Ανάλυση (Univariate Analysis)

Η μονομεταβλητή ανάλυση είναι η παλαιότερη μέθοδος για πρόβλεψη χρηματοοικονομικής δυσχέρειας (FDP). Είναι η πιο απλή μορφή των ποσοτικών στατιστικών μεθόδων, η διεξαγωγή της οποίας γίνεται με την περιγραφή μιας μοναδικής μεταβλητής και των γνωρισμάτων της επιχείρησης στην οποία θα εφαρμοστεί. Ο [1] **Beaver (1966)** απέδειξε, χρησιμοποιώντας εμπειρικά στοιχεία, ότι κάποιοι χρηματοοικονομικοί δείκτες έδιναν στατιστικά σημαντικά στοιχεία πολύ πριν την πραγματική πτώχευση της εταιρείας. Αναλυτικότερα, πρότεινε δύο μονομεταβλητές μεθόδους ανάλυσης, δηλαδή την ανάλυση του προφίλ μιας εταιρείας (profile analysis) και το μονομεταβλητό διακριτό μοντέλο (univariate discriminant model). Το πώς θα ταξινομηθούν οι εταιρείες στις δύο ομάδες γίνεται με τη σύγκριση της τιμής που λαμβάνει η επιχείρηση για τον συγκεκριμένο χρηματοοικονομικό δείκτη με την τιμή αναφοράς (threshold) του δείκτη αυτού. Η τιμή αναφοράς για τον καθένα δείκτη υπολογίζεται χωριστά, ούτως ώστε τα λάθη ταξινόμησης να είναι τα λιγότερα δυνατά. Πιο συγκεκριμένα το απέδειξε αυτό για τον δείκτη Ταμειακή ροή προς Συνολικό Χρέος (Cash Flow to Total Debt).

Η έρευνα που δημοσίευσε ήταν αρκετά μπροστά για την εποχή της. Τα λογιστικά μεγέθη μιας εταιρείας καθίστανται πλέον ικανά να προβλέπουν την εξέλιξη μιας εταιρείας και συγκεκριμένα μπορούσαν να προκρίνουν αν η εταιρεία

θα συνέχιζε κανονικά τη λειτουργία της ή βάδιζε σε μονοπάτια που οδηγούσαν σε οικονομική δυσπραγία. Όπως προαναφέραμε η έρευνα αυτή υπήρξε η βάση για πιο περίπλοκα και αναλυτικότερα μοντέλα πρόβλεψης αργότερα.

Ξεκινώντας από την εμπειρική γνώση της συσχέτισης μεταξύ τιμών δεικτών και εκτίμησης οικονομικής λειτουργίας, χρησιμοποίησε τη μονομεταβλητή ανάλυση κάθε φορά για έναν από τους πιο σημαντικούς δείκτες, που άντλησε από τις οικονομικές καταστάσεις των επιχειρήσεων, σε βάθος χρόνου μέχρι 5 έτη από την οικονομική αποτυχία. Από τους 30 αρχικούς δείκτες τελικά κατέληξε ότι έξι δείκτες [(1) *Debt Ratio* (Δείκτης Χρέους), 2) *ROA* (Αποδοτικότητα συνόλου Ενεργητικού= Καθαρά Κέρδη/Σύνολο Υποχρεώσεων) με ακρίβεια 90%, 3) *Net Working Capital* (Καθαρό Κεφάλαιο Κίνησης), 4) *Current Ratio* (Γενική Ρευστότητα), 5) *ROE=Net Income/Net Worth* (Αποδοτικότητα Ιδίων Κεφαλαίων) 6) *Cash Flow/Total Debt* (Ταμειακή Ροή προς Συνολικό Χρέος)] ήταν αρκετοί και θα μπορούσαν να συμβάλλουν στην πρόβλεψη της πτώχευσης.

Όπως ήταν αναμενόμενο ο Beaver κατέληξε στο γεγονός ότι οι δείκτες παρουσιάζουν διαφορά όσον αφορά στην ικανότητα διαχωρισμού τους. Όπως προαναφέραμε όμως, την μεγαλύτερη ικανότητα διαχωρισμού απέδειξε ότι την είχε ο δείκτης Ταμειακές Ροές / Συνολικό Χρέος. Δεύτερος στην ικανότητα διαχωρισμού αποδείχτηκε ο δείκτης Return on Assets ή αλλιώς Αποδοτικότητα Συνόλου Ενεργητικού.

Αξίζει να σημειωθεί, παρόλα αυτά, ότι κανένας δείκτης από μόνος του δεν είναι δυνατόν να έχει την ίδια προβλεπτική ικανότητα με αυτή που έχει ένα μικρό σύνολο δεικτών που χρησιμοποιούνται ταυτόχρονα. Η πτώχευση είναι ένα πολυδιάστατο φαινόμενο, που επηρεάζεται από πάρα πολλές παραμέτρους και ένας μόνο δείκτης δεν μπορεί να προβλέψει σωστά χωρίς να ληφθούν υπόψη και άλλοι παράγοντες που ενδεχομένως επηρεάζουν την κατάσταση μιας εταιρείας.

Το δείγμα του Beaver αποτελείτο από 158 εταιρείες της Αμερικής. Διεξάγοντας ανάλυση του προφίλ για πέντε χρόνια πριν από την αποτυχία της εταιρείας, ο Beaver βρήκε ότι οι μέσοι όροι των χρηματοοικονομικών δεικτών σε δύο ομάδες διέφεραν σημαντικά, και όσο πιο κοντά στο χρόνο αποτυχίας βρισκόταν η εταιρεία, τόσο πιο έντονη γινόταν η διαφορά. Στη συνέχεια, ο ίδιος αντίστοιχα χρησιμοποίησε πέντε χρηματοοικονομικούς δείκτες ως ανεξάρτητες μεταβλητές για την κατασκευή μονομεταβλητών μοντέλων διακριτής ανάλυσης (univariate discriminant models) και κατέληξε στο συμπέρασμα ότι όσο πλησίαζε στην ημερομηνία της αποτυχίας, τόσο η λάθος ταξινόμηση μειωνόταν και αυξάνονταν η πιθανότητα πρόβλεψης. Οι μέθοδοι πρόβλεψης χρηματοοικονομικής δυσχέρειας που βασίζονται σε μονομεταβλητή ανάλυση χρησιμοποιούν μόνο έναν χρηματοοικονομικό δείκτη τη φορά. Όταν χρησιμοποιούνται διαφορετικοί δείκτες

για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας για την ίδια εταιρεία, συνήθως προκαλούν διαφορετικά συμπεράσματα.

Σαν πλεονέκτημα σε αυτή την απλοϊκή μέθοδο θα μπορούσαμε να αναφέρουμε την έλλειψη μεγάλης πολυπλοκότητας του μοντέλου, επειδή κάθε φορά που γίνεται μία ανάλυση μόνο ένας δείκτης εξετάζεται. Επιπλέον, είναι γεγονός ότι η συγκεκριμένη μέθοδος μπορεί να χρησιμοποιηθεί και από κάποιον που δεν έχει πολύ εξελιγμένες γνώσεις Στατιστικής. Απαιτούνται βασικές μαθηματικές έννοιες για την κατανόηση της όλης ιδέας.

Σαν μειονεκτήματα, αξίζει να αναφερθεί ότι το γεγονός ότι ο υπολογισμός των αριθμοδεικτών γίνεται από στοιχεία των οικονομικών καταστάσεων που είναι στατικά, και άρα η χρήση τους καθίσταται ανεπαρκής ώστε να δοθεί μία καθαρή ένδειξη της κατάστασης της εταιρείας στο μέλλον. Επιπλέον, είναι γεγονός ότι η μέθοδος αυτή εν προκειμένω υπάρχει περίπτωση να δώσει λάθος συμπεράσματα, ειδικότερα όταν έχουν παραλειφθεί αρκετά πράγματα από τον υπολογισμό των κυριότερων χρηματοοικονομικών δεικτών. Ειδικότερα δε, όταν έχουν παραποιηθεί σημαντικά λογιστικά στοιχεία στις καταστάσεις των εταιρειών, αλλά και όταν υπάρχει παράληψη στοιχείων ή παρέκκλιση από τις συνήθως παραδεκτές λογιστικές πρακτικές. Πέρα όμως από τα μειονεκτήματα που έχουν σχέση με τη χρήση αριθμοδεικτών και τα οποία αφορούν όλες τις μεθόδους που χρησιμοποιούν αριθμοδείκτες ως ανεξάρτητες μεταβλητές, το βασικό ελάττωμα της παραπάνω έρευνας ήταν το απλοϊκό της αρχιτεκτονικής της και η αδυναμία της λόγω αυτού να εντυφώσει σε πιο βαθείς συσχετίσεις των οικονομικών μεγεθών μιας επιχείρησης που την οδηγούν σε οικονομική δυσχέρεια.

2.2.2) Πολυμεταβλητή Ανάλυση ή Πολλαπλή διακριτή ανάλυση (MDA)

Ο [6] **Altman (1968)** χρησιμοποίησε πρώτος την πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση, MDA για πρόβλεψη χρηματοοικονομικής δυσχέρειας (FDP) που ανήκει στις μεθόδους πολυμεταβλητής πρόβλεψης. Η μέθοδος ήταν ήδη γνωστή στην επιστήμη της υπολογιστικής Βιολογίας, αλλά ο Altman ήταν ο πρώτος που σκέφτηκε να την εφαρμόσει σε χρηματοοικονομικούς δείκτες και επιχείρησε να βρει μοντέλο

για την πρόβλεψη της οικονομικής δυσπραγίας. Είναι αυτός που δημιούργησε το περίφημο μοντέλο Z-score που είναι μία πολυμεταβλητή γραμμική διακριτή συνάρτηση (multivariate linear discriminant function) με πέντε χρηματοοικονομικούς δείκτες και βρήκε ότι η δυνατότητα πρόβλεψης μόλις ένα χρόνο πριν τη χρεωκοπία ήταν σημαντικά καλύτερη από το μονομεταβλητό διακριτό μοντέλο. Η MDA ανήκει στη γραμμική ανάλυση η οποία υποθέτει ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές πρέπει να υπακούουν στην πολυμεταβλητή κανονική κατανομή και να έχουν ίσους πίνακες συνδιακύμανσης. Όταν το δείγμα δεδομένων των εταιρειών δεν πληροί τις δύο αυτές υποθέσεις, τα αποτελέσματα ενός μοντέλου MDA μπορεί να μην είναι αξιόπιστα. Επιπλέον, η εξαρτημένη μεταβλητή για την MDA ανάλυση υποτίθεται ότι είναι μια συνεχής μεταβλητή, το οποίο έρχεται σε αντίθεση με το γεγονός ότι η πιθανότητα μιας επιχείρησης να εμπίπτει σε οικονομική δυσχέρεια λαμβάνει τιμές μόνο στο σύνολο [0,1].

Ο Altman, όπως είδαμε, επέλεξε να χρησιμοποιήσει τη μέθοδο πολλαπλής διακριτής ανάλυσης, MDA για την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας, ενώ αυτή προηγουμένως χρησιμοποιούνταν για άλλους επιστημονικούς τομείς. Μέχρι τότε, κυριαρχούσαν οι πιο παραδοσιακές μέθοδοι, όπως η Traditional Ratio Analysis. Το μοντέλο που ανέπτυξε ο Altman αποδείχτηκε ως το εναρκτήριο βήμα για τη χρήση της μεθόδου MDA στην για την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας. Η πρωτοποριακή αυτή ιδέα του Altman είχε ως αποτέλεσμα και άλλοι ερευνητές να στραφούν σε αυτή τη μέθοδο για τις δικές τους έρευνες και αρκετοί από αυτούς προσπάθησαν να επεκτείνουν τη μελέτη για την MDA. Χαρακτηριστικά θα αναφέρουμε και πάλι τους [22] *Deakin (1972)*, [31] *Edmister (1972)*, [42] *Libby (1975)*, [43] *Dambolena & Khoury (1980)*, [23] *Von Stein (1981)*, [44] *Ooghe & Verbaere (1985)*, [24] *Weibel (1973)*, [25] [45] [46] *Taffle (1976, 1977, 1980)*, [25] *Tissaw (1977)*, [26] *Marais (1979)*, [27] *Bilderbeek (1977)*, [28] *Lavalle (1981)*, [29] *Castagna και Matolscy (1981)*, [47] *Γκλούμπος & Γραμματικός (1984)*, [48] *Laitinen (1996)*.

Το πώς θα διακριθούν οι εταιρείες συνίστατο σε μία μορφή απόδοσης βαθμολογίας, που έγινε γνωστό και ως Altman's z-score. Εν προκειμένω οι συνεπείς εταιρείες λαμβάνουν υψηλό σκορ ενώ αντίστοιχα οι ασυνεπείς χαμηλό. Δηλαδή γίνεται μετασχηματισμός των ατομικών αξιών των ανεξάρτητων μεταβλητών σε ένα μόνο discriminant score z. Και αντί πλέον να χρειάζεται ανάλυση όλων των δεικτών, πλέον αρκεί να γίνει ανάλυση μόνο του σκορ z. Για να λειτουργήσει η μέθοδος του ο Altman όρισε συγκεκριμένες και αυστηρές υποθέσεις. Χαρακτηριστικά αναφέρουμε, όπως έδειξε στην έρευνά του και ο [49] [130] *Dimitras et al. (1995, 1996)*, ότι η κατανομή των δεικτών θα έπρεπε να ακολουθεί την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή, και ενώ όπως είναι φυσικό οι μέσοι όροι θα προέκυπταν διαφορετικοί, οι πίνακες διασποράς θα έπρεπε να είναι ίσοι. Ταυτόχρονα θα έπρεπε να έχει ήδη οριστεί a priori η πιθανότητα αποτυχίας και κόστους λανθασμένης ταξινόμησης είτε από τις επιτυχημένες στις μη αποτυχημένες αλλά

κυρίως και το αντίστροφο. Θα έπρεπε, τέλος να μην υπάρχει πολυσυγγραμμικότητα (multicollinearity) ανάμεσα στις ανεξάρτητες μεταβλητές, όπως έδειξαν και στην έρευνά τους οι [36] **Balcaen & Ooghe (2006)**.

Η εφαρμογή του μοντέλου από τον Altman έγινε για ένα δείγμα εταιρειών των Ηνωμένων Πολιτειών. Για την υλοποίηση του μοντέλου του διέκρινε τις εταιρείες σε δύο κατηγορίες, τις συνεπείς και τις ασυνεπείς. Συγκεκριμένα, προέβλεψε τις ασυνεπείς επιχειρήσεις με επιτυχία άνω του 90% χρησιμοποιώντας στοιχεία του πιο πρόσφατου ισολογισμού τους. Παρατήρησε ωστόσο, πώς ακόμη και αν ο ισολογισμός δεν ήταν και ο πιο πρόσφατος, το ποσοστό επιτυχίας του μοντέλου διατηρείτο υψηλό.

Το Z, όπως προαναφέρθηκε, είναι το όριο διαφοροποίησης μεταξύ πτωχευμένων και μη πτωχευμένων επιχειρήσεων, και συγκεκριμένα για την γραμμική μέθοδο MDA το σκορ Z θα μπορούσε να περιγραφεί πληρέστατα με την παρακάτω μορφή:

$$Z = k_1 \cdot x_1 + k_2 \cdot x_2 + \dots + k_n \cdot x_n$$

Όπου,

- Z: το συνολικό σκορ του διαχωρισμού
- k_1, k_2, \dots, k_n είναι οι γραμμικοί συντελεστές διαφοροποίησης
- x_1, x_2, \dots, x_n είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές, δηλαδή οι χρηματοοικονομικοί δείκτες των επιχειρήσεων και συγκεκριμένα:
- X1: είναι το Κεφάλαιο κίνησης (κυκλοφορούν ενεργητικό μείον βραχυχρόνιες υποχρεώσεις) / Σύνολο Ενεργητικού
- X2 είναι τα Παρακρατηθέντα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού
- X3 είναι τα Κέρδη προ φόρων και τόκων / Σύνολο Ενεργητικού
- X4 είναι οι Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού

Για την υλοποίηση του Z σκορ χρησιμοποιήθηκαν, όπως είδαμε διάφοροι χρηματοοικονομικοί δείκτες ως μεταβλητές. Όλα αυτά τα στοιχεία μπορούσαν να συμπυκνωθούν και να συναποτελέσουν ένα πολυμεταβλητό σκορ διαφοροποίησης το Z. Με τη χρήση αυτή γινόταν δυνατή η κάλυψη μιας ευρείας γκάμας στοιχείων και πληροφοριών που αφορούσαν στην οικονομική κατάσταση της εταιρείας, καθώς και στη διάρθρωση και χρήση του ενεργητικού της. Μετά τον υπολογισμό των μέσων όρων των χρηματοοικονομικών δεικτών των εταιρειών των πετυχημένων αλλά και των αποτυχημένων, ο Altman εφάρμοσε την τεχνική MDA. Μετά από

αναλυτική έρευνα πάνω στα αποτελέσματα αυτής της τεχνικής κατέληξε στα εξής στοιχεία που διαμορφώνουν το Z σκορ αναλόγως την περίπτωση της εταιρείας.

Για επιχειρήσεις που είναι εισηγμένες στο Χρηματιστήριο, το μοντέλο λαμβάνει την παρακάτω μορφή:

$$Z = 1,2 X1 + 1,4 X2 + 3,3 X3 + 0,6 X4 + 0,999 X5$$

Σαν ανεξάρτητες μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν:

- X1: Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού ή Working Capital / Total Assets
- X2: Παρακρατηθέντα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού ή Retaining Earnings / Total Assets
- X3: Κέρδη προ Φόρων και Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού ή Earnings before Interest and Taxes / Total Assets
- X4: Τρέχουσα αξία μετοχών / Λογιστική Αξία Συνολικών Υποχρεώσεων ή Market Value Equity / Total Debt
- X5: Σύνολο Πωλήσεων / Σύνολο Ενεργητικού ή Sales / Total Assets

Ο [6] **Altman (1968)** χρησιμοποιεί στο μοντέλο του μόνο έναν δείκτη ρευστότητας, δύο δείκτες κερδοφορίας και δύο δείκτες μόχλευσης. Ο ρυθμός ακρίβειας υπολογίζεται διαιρώντας τον αριθμό των σωστών προβλέψεων δια τον συνολικό αριθμό των προβλέψεων. Αυτός ο βαθμός ακρίβειας είναι στην ουσία το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων εταιρειών. Οι κρίσιμες τιμές του Z έχουν ορισθεί για την παραπάνω εκδοχή του μοντέλου μεταξύ 1,8 και 2,675. Αυτό το σημείο αποκοπής (cutoff point) βασίζεται στον αριθμό λαθών τύπου 1 (οικονομικά δυσχερείς που ταξινομήθηκαν ως υγιείς) και τύπου 2 (υγιείς επιχειρήσεις που εντάχθηκαν στην δυσχερείς). Αν η τιμή της μεταβλητής Z είναι υψηλότερη από 2.675, οι εταιρείες ταξινομούνται ως υγιείς (non-bankrupt). Μια εταιρεία ταξινομείται με τον χαρακτηρισμό δυσχερής (bankrupt) αν η τιμή της μεταβλητής Z είναι χαμηλότερη από 2.675. Ακολουθως εάν:

- Z-score < 1,8, Η επιχείρηση βρίσκεται στην επικίνδυνη ζώνη για πτώχευση.
- 1,8 < Z-score < 2,675, Η επιχείρηση βρίσκεται σε αμφισβητούμενη περιοχή.
- Z-score > 2,675, Η επιχείρηση βρίσκεται σε ασφαλή περιοχή

Κατά τον Altman το ποσοστό των ταξινομήσεων είναι ανάλογο με το συντελεστή R2 της ανάλυσης παλινδρόμησης.

Ο Altman με το μοντέλο αυτό επεδίωξε να συγκεντρώσει όσο το δυνατόν περισσότερες μεταβλητές οι οποίες θα του έδιναν την απαιτούμενη διαχωριστική ισχύ, χωρίς αυτές από μόνες τους να φαινόταν ότι τη διαθέτουν (με βάση το κριτήριο της στατιστικής σημαντικότητας), όταν γινόταν ανάλυση λεπτομερώς για μόνο μία μεταβλητή (στην περίπτωση της μονομεταβλητής ανάλυσης). Με τη μοντέλο του κατάφερε να ταξινομήσει σωστά πάνω από το 90% (κάποιες φορές σχεδόν 95%) του συνόλου των εταιριών που εξέταζε. Με τη μεθοδολογία του αυτή κατάφερε και έθεσε τα θεμέλια για την εφαρμογή της MDA για περιπτώσεις πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας.

Βέβαια δεν έλειψαν και οι επικρίσεις στο μοντέλο του. Πολλοί ερευνητές στάθηκαν στην υπόθεση ότι οι δείκτες ακολουθούν πολυμεταβλητή κανονική κατανομή, η οποία αρκετές φορές παραβιάζόταν, οδηγώντας σε μεροληπτικά τεστ. Ο Altman προσπάθησε αρκετές φορές να προσαρμόσει το μοντέλο του ώστε να συμπεριλάβει και εταιρείες με διαφορετικά χαρακτηριστικά σε σχέση με αυτές από το πρώτο δείγμα και πέτυχε την επανεκτίμηση των συντελεστών στάθμισης στο μοντέλο. Σε συνεργασία με τους [21] **Haldeman**, και **Narayanan**, αναθεώρησε το μοντέλο του και το ονόμασε Zeta. Στόχος των τριών ερευνητών ήταν να συμπεριλάβουν τις μεταβολές του χρηματοοικονομικού προφίλ των εταιρειών, η αναβάθμιση και η αναθεώρηση των χρησιμοποιηθέντων στοιχείων από τις νέες λογιστικές καταστάσεις των εταιρειών, η επέκταση του μοντέλου σε διάφορους άλλους κλάδους επιχειρήσεων καθώς και η προσπάθεια προσαρμογής των στοιχείων με βάση τα νέα πρότυπα χρηματοοικονομικής πληροφόρησης. Επιπλέον, θεώρησαν ότι ήταν η ευκαιρία να ενσωματώσουν όλη εκείνη την έρευνα και κριτική των υπόλοιπων ερευνητών του κλάδου πάνω στην εργασία της MDA.

Σαν μειονεκτήματα του μοντέλου αυτού, στα οποία είχε αναφερθεί και ο [50] **Eisenbeis (1977)**, θα μπορούσαμε να αναφέρουμε τον μικρό αριθμό εταιρειών που χρησιμοποιούνται σαν δείγμα και τη δυσκολία εφαρμογής της μεθόδου σε ευρεία γκάμα κλάδων εταιρειών. Επιπλέον, το γεγονός ότι χρησιμοποιούνται οι χρηματοοικονομικοί δείκτες και το πρόβλημα της τροποποίησης στοιχείων από τις ίδιες τις εταιρείες με σκοπό τη συγκάλυψη διαφόρων παθολογιών. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο ορισμός των ομάδων σε πτωχευμένες και υγιείς είναι σχετικά μετέωρος και δεν έχει αυστηρά κριτήρια αντικειμενικότητας. Επιπλέον, η μέθοδος αυτή παρουσιάζει διάφορες στατιστικές ελλείψεις, διότι δεν είναι εύκολη η ικανοποίηση των στατιστικών υποθέσεων στις οποίες βασίζεται, και εν προκειμένω μιλάμε για την πολυμεταβλητή κανονικότητα και την ισότητα μητρών συνδιακύμανσης των προς ταξινόμηση κατανομών ([51] **Deakin 1976**). Δεν είναι πάντα σωστή η εκτίμηση των *a priori* πιθανοτήτων και του κόστους των λανθασμένων ταξινομήσεων. Το γεγονός ότι αρκετά συχνά παραβιάζονται οι πιο πάνω υποθέσεις οδηγεί σε μειωμένη δυνατότητα αξιόπιστου υπολογισμού του ενδεχομένου πτώχευσης της εταιρείας. Επίσης, δεν είναι ικανοποιητικός ο

διαχωρισμός μόνο σε δύο κατηγορίες εταιρειών (υγιείς και μη υγιείς) και υπήρξε πλέον ανάγκη για περισσότερες διαβαθμίσεις ως προς την κατάσταση μιας εταιρείας. Είναι γεγονός επίσης ότι η απουσία ποιοτικών μεταβλητών και το ότι δεν είναι δυνατός ένας συνδυασμός της μεθόδου αυτής με νέες τεχνικές της χρηματοοικονομικής ανάλυσης ρίχνουν σκιά στην αποτελεσματικότητα της μεθόδου αυτή για σύγχρονα προβλήματα.

Η κριτική για το μοντέλο του Altman (1968), στηρίχτηκε όχι μόνο στην παλαιότητα του μοντέλου ([131] [52] **Grice and Ingram, (2001)**) αλλά και στο σχεδιασμό της έρευνας που έγινε από τον Altman (1968). Πρώτον, οι αρχικές παράμετροι εκτιμήθηκαν με τη χρήση μικρών ισομεγεθών δειγμάτων, και συγκεκριμένα αναφέρουμε ότι είχε κάνει χρήση 33 πτωχευμένων και 33 υγιών εταιρειών [53] (**Boritz et al., (2007)**). Ο [54] **Van Dalen (1979)** πρότεινε τη χρήση αναλογικών δειγμάτων ώστε να αυξηθεί ο βαθμός αντιπροσωπευτικότητας των δειγμάτων. Δεύτερον, χρησιμοποιήθηκαν εταιρείες μόνο του κατασκευαστικού κλάδου για την έρευνα (Grice & Ingram, 2001). Το γεγονός αυτό περιορίζει τη δυνατότητα γενίκευσης των αποτελεσμάτων επειδή αποκλείονται οι άλλοι κλάδοι της οικονομίας. Τέλος οι επεξηγηματικές μεταβλητές επιλέγονται βάσει της αναφοράς στη βιβλιογραφία και όχι βάσει κάποιας θεωρητικής βάσης.

Άλλα αδύναμα σημεία της εργασίας του Altman (1968) προκύπτουν από τη χρήση της τεχνικής MDA. Πρώτον το σημείο – κατώφλι (cut-off point) για εταιρείες που ταξινομούνται ως πτωχευμένες ή μη πτωχευμένες είναι αρκετά αυθαίρετο. Δεύτερον, οι [55] **Wu, Gaunt και Gray (2010)** ισχυρίστηκαν ότι το μοντέλο Logit του Ohlson (1980) χρησιμοποιεί λιγότερο αυστηρές υποθέσεις σε σύγκριση με τις αντίστοιχες που επιλέχθηκαν για τη μέθοδο MDA του Altman (1968). Για τη μέθοδο MDA πρέπει να γίνονται αυστηρότερες υποθέσεις ειδικά με την κατανομή των στοιχείων, όπως έχει ήδη αναφερθεί.

2.2.3) Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Linear Probability Model)

Το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (Linear Probability Model), θεωρείται μία παραλλαγή του μοντέλου του Altman και του μοντέλου διακριτής ανάλυσης DA, και χρησιμοποιείται ως εναλλακτική μέθοδος ως προς τα παραπάνω μοντέλα. Το μοντέλο αυτό λαμβάνει την τιμή 1 αν το γεγονός συμβεί και την τιμή 0 αν αντίστοιχα δεν συμβεί.

Το LPM θα μπορούσαμε να πούμε ότι εντάσσεται στην κατηγορία των μοντέλων ποιοτικής επιλογής και είναι μια απλή επέκταση του μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης ελαχίστων τετραγώνων (OLS). Υποθέτει ότι η πιθανότητα να ανήκει μια επιχείρηση σε μια συγκεκριμένη ομάδα είναι γραμμική συνάρτηση των χαρακτηριστικών της.

Η πιθανότητα P_i μια επιχείρηση να βρεθεί σε κατάσταση πτώχευσης δίνεται από τον παρακάτω τύπο.

$$P_i = \alpha_0 + \alpha_1 X_{i1} + \alpha_2 X_{i2} + \dots + \alpha_n X_{in} + \epsilon_i, \text{ όπου}$$

- $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ είναι οι εκτιμήσεις της παλινδρόμησης των ελαχίστων τετραγώνων (OLS)
- $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}$ είναι οι n ανεξάρτητες μεταβλητές, δηλαδή οι χρηματοοικονομικοί δείκτες για την i -οστή επιχείρηση ή άλλα χαρακτηριστικά που αφορούν την επιχείρηση i .

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως, η εξαρτημένη μεταβλητή P_i (που αναφέρεται σαν πιθανότητα να ανήκει μία επιχείρηση στις υγιείς) είναι διωνυμική και μπορεί να πάρει μόνο δύο τιμές 1 και 0. Στην ουσία, πρόκειται για μια ποιοτική μεταβλητή η οποία μας δείχνει την πιθανότητα πτώχευσης μιας εταιρίας. Έτσι, αν: $P_i = 1$ η επιχείρηση θα συνεχίσει τη λειτουργία της. $P_i = 0$ η επιχείρηση θα πτωχεύσει.

Πρωτοπόροι ερευνητές γι' αυτό το μοντέλο υπήρξαν οι [56] **Meyer και Pilfer (1970)**. Στην έρευνά τους χρησιμοποίησαν σαν ανεξάρτητες μεταβλητές δείκτες της εταιρείας για τους οποίους είχαν ανατρέξει στις λογιστικές καταστάσεις ένα χρόνο πριν την οικονομική δυσπραγία. Παράλληλα οι Έλληνες ερευνητές [47] **Γλούμπος και Γραμματικός (1984)** εφήρμοσαν, σε συνδυασμό με MDA, μοντέλο LPM, και συμπέραναν ότι για μέχρι τρία χρόνια πίσω στο χρόνο από το σημείο πτώχευσης, το μοντέλο LPM απέδιδε καλύτερο αποτέλεσμα.

Το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας παρουσιάζει το βασικό μειονέκτημα ότι οι τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής P_i πρέπει να περιέχονται στο διάστημα $[0,$

1], ενώ υπάρχει ενδεχόμενο η πιθανότητα αυτή να προκύψει έξω από το αποδεκτό διάστημα και αυτό να προσδώσει αδυναμία ερμηνείας των αποτελεσμάτων. Θα μπορούσαμε να αναφέρουμε χαρακτηριστικά ακόμη ένα μειονέκτημα της μεθόδου αυτής το οποίο είναι τα κατάλοιπα της συνάρτησης (όροι σφάλματος). Οι όροι σφάλματος (κατάλοιπα ϵ_i) δεν έχουν κανονική κατανομή, και χαρακτηρίζονται από ετεροσκεδαστικότητα, γεγονός που εξηγεί και την περιορισμένη χρήση αυτού του υποδείγματος για τη πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Επίσης, το συγκεκριμένο μοντέλο υποθέτει ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές δεν σχετίζονται μεταξύ τους. Συγκριτικά με τη διακριτική ανάλυση, παρόλο που το LPM βασίζεται σε διαφορετικές υποθέσεις, οι δύο μέθοδοι καταλήγουν ακριβώς στα ίδια αποτελέσματα. Πολλοί ερευνητές προτιμούν τη μέθοδο του LPM λόγω της ευκολίας της χρήση της ενώ άλλοι αυτή της διακριτικής ανάλυσης για να αποφύγουν τα μειονεκτήματα της πρώτης μεθόδου. Το LPM όμως, όπως είδαμε, είναι γραμμικό υπόδειγμα και δεν βασίζεται σε περιορισμούς ή συνθήκες.

2.2.4) Το μοντέλο LOGIT

Το λογαριθμικό μοντέλο Logit γραμμικής πιθανότητας χρησιμοποιεί τη λογιστική συνάρτηση για να μετασχηματίσει την εξαρτημένη μεταβλητή πιθανότητας χρηματοοικονομικής δυσχέρειας σε μία εντελώς συνεχή μεταβλητή που να είναι κατάλληλη για την ανάλυση γραμμικής παλινδρόμησης.

Η πρώτη αναφορά στο μοντέλο Logit είχε γίνει από τον [57] [58] **Joseph Berkson** το **1944** και το **1951**. Ο [20] **Ohlson (1980)** πρώτος εφάρμοσε το μοντέλο Logit για να περιγράψει τη σχέση μεταξύ της χρηματοοικονομικής κατάστασης και των χρηματοοικονομικών δεικτών μιας εταιρείας και κατέληξε στο συμπέρασμα ότι το μοντέλο Logit ήταν πιο ορθό από το μοντέλο MDA για την εφαρμογή της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας. Στην έρευνά του ο [20] **Ohlson (1980)** ανέφερε τις παρατηρήσεις του σχετικά με τη μέθοδο MDA, και τους λόγους που τον οδήγησαν στην έρευνα πάνω στο μοντέλο Logit. Συγκεκριμένα αναφέρουμε τα εξής:

1. Υπάρχουν δύο βασικές υποθέσεις που πρέπει να ισχύουν για να μπορεί να γίνει χρήση της διακριτικής συνάρτησης. Η πρώτη είναι ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές πρέπει να έχουν κανονική κατανομή, και η δεύτερη ότι οι διακυμάνσεις και συνδιακυμάνσεις των ανεξάρτητων μεταβλητών πρέπει να είναι ίσες για τις πτωχευμένες και μη-πτωχευμένες επιχειρήσεις.

2. Το σκορ Z είναι μια αυθαίρετη ποσότητα. Αυτό κάνει το αποτέλεσμα της MDA ανάλυσης να μην επιδέχεται ιδιαίτερη ερμηνεία.

Αυτός ήταν ο λόγος που ο Ohlson (1980) δήλωσε ότι η χρήση ανάλυσης Logit θα μπορούσε να αποφύγει όλα τα προαναφερθέντα προβλήματα σε σύγκριση με την τεχνική MDA. Η συνάρτηση Logit είναι κατάλληλη να μοντελοποιήσει την πιθανότητα χρεοκοπίας επειδή η εξαρτημένη μεταβλητή έχει μόνο δύο κατηγορίες (bankrupt και nonbankrupt). Το σημείο διαχωρισμού (cutoff point) ορίστηκε από τον Ohlson (1980) ως 0,38 επειδή αυτή η τιμή ελαχιστοποιεί τα κόστη λανθασμένης ταξινόμησης. Για το δείγμα του χρησιμοποίησε δεδομένα από το 1970 ως το 1976. Οι εταιρείες θα έπρεπε να ανήκουν στον βιομηχανικό κλάδο και οι μετοχές τους θα πρέπει να διαπραγματεύονταν είτε σε χρηματιστήριο είτε σε αγορές over-the-counter (OTC market). Η συλλογή στοιχείων άρχιζε τρία χρόνια πριν την ημερομηνία της χρεωκοπίας. Χρησιμοποίησε συγκεκριμένα 105 βιομηχανικές εταιρείες εισηγμένες στο χρηματιστήριο οι οποίες είχαν παρουσιάσει πτώχευση μέσα στο πρώτο μισό της δεκαετίας του '70. Για να ολοκληρώσει τη μελέτη του χρησιμοποίησε 2058 υγιείς επιχειρήσεις του ίδιου κλάδου για το αντίστοιχο χρονικό διάστημα. Αξίζει να αναφερθούμε στις μεταβλητές στις οποίες κατέληξε ότι ήταν σημαντικές κατά την έρευνά του:

- SIZE: Ο Λογάριθμος του (Σύνολο Ενεργητικού / Δείκτης Τιμών Ακαθάριστου Εθνικού Προϊόντος ή Total Assets / Gross National Product Price-Index)
- TLTA: Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού ή Total Liabilities / Total Assets
- WCTA: Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού ή Working Capital / Total Assets
- CLCA: Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Κυκλοφορούν Ενεργητικό ή Current Liabilities / Current Assets
- OENEG: είναι κλαδική μεταβλητή και λαμβάνει την τιμή 1 αν το Σύνολο των Υποχρεώσεων είναι μεγαλύτερο από το Σύνολο του Ενεργητικού ή 0 αν συμβαίνει το αντίθετο.
- NITA: Καθαρά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού ή Net Income / Total Assets
- FUTL: Δυνατότητα αυτοχρηματοδότησης / Συνολικές Υποχρεώσεις ή Funds Provided by Operation / Total Liabilities
- INTWO: είναι κλαδική μεταβλητή και λαμβάνει τιμές: 1 αν τα Καθαρά Κέρδη είναι μικρότερα του 0 για τα τελευταία δύο έτη και 0 αν ισχύει το αντίστροφο
- CHIN: $= (NIt - NIt-1) / (|NIt| + |NIt-1|)$, όπου NIt είναι τα καθαρά κέρδη τη χρονική περίοδο t. Ο παρονομαστής εδώ δρα σαν παράγοντας στάθμισης τάξης μεγέθους.

Ο τύπος που προέκυψε μετά από παλινδρόμηση ήταν ο εξής:

$$\begin{aligned} O\text{-score} = & -1.32 - 0.407 \text{ size} + 6.03 \text{ tlta} - 1.43 \text{ wcta} + 0.0757 \text{ clca} - 1.72 \text{ oeneg} \\ & - 2.37 \text{ nita} - 1.83 \text{ futl} + 0.285 \text{ intwo} - 0.521 \text{ chin} \end{aligned}$$

Το καλό με την έρευνα που έκανε ο Ohlson ήταν ότι τώρα δεν υπολογιζόταν ένα σκορ, όπως στην περίπτωση του Altman, αλλά ακριβώς η ίδια η πιθανότητα η εταιρεία να πτωχεύσει. Οι πρώτες 6 μεταβλητές εν μέρει επιλέχθηκαν επειδή ήταν αυτές που εμφανίζονταν περισσότερο στη βιβλιογραφία εκείνης της εποχής (Ohlson, 1980). Το μοντέλο logit του Ohlson (1980) περιελάμβανε 4 δείκτες ρευστότητας, 2 δείκτες κερδοφορίας και 2 δείκτες μόχλευσης. Το μοντέλο που είχε δημιουργήσει έδινε ακρίβεια της τάξης του 96%. Παρόλα αυτά υπήρξε κριτική απέναντι στον Ohlson και το μοντέλο του. Οι περισσότεροι ερευνητές ανέφεραν ότι «όλοι οι παράμετροι είναι σταθεροί και τα κατάλοιπα λαθών τυγχάνουν μεταχείρισης λευκού θορύβου, δηλαδή θεωρούνται ότι έχουν δυσερμήνευτη συμπεριφορά (Hensher και Jones, 2007, p. 243). Οι [59] **Hensher και Jones (2007)** πρότειναν ένα σύνθετο μοντέλο logit model. Αυτό το σύνθετο μοντέλο αναγνώριζε το σημαντικό βαθμό ετερογένειας που μπορεί να υφίσταται μεταξύ εταιρειών, όσον

αφορά τα οικονομικά τους μεγέθη και χαρακτηριστικά (Hensher και Jones, 2007, p. 243). Οι [60] [61] **Grice και Dugan (2003)** κατέδειξαν ότι η ακρίβεια των μοντέλων των Ohlson (1980) και [77] **Zmijewski (1984)** αύξαναν την απόδοσή τους όταν οι συντελεστές επανεκτιμούνταν. Οι [60] Grice και Dugan (2003) αξιολόγησαν τα μοντέλα με δείγματα από υγιείς και μη-υγιείς επιχειρήσεις διαφορετικών περιόδων, κλάδων οικονομίας και χρηματοοικονομικών καταστάσεων σε σχέση με τα αρχικά δείγματα που είχαν χρησιμοποιηθεί για την εξαγωγή των αρχικών μοντέλων. Ένα από τα συμπεράσματα των Grice και Dugan (2003) ήταν ότι η σχέση μεταξύ αριθμοδεικτών και χρεωκοπίας φαίνεται να αλλάζει με το πέρασμα του χρόνου.

Η [62] **Zavgren(1985)** χρησιμοποίησε πρώτη παραγοντική ανάλυση (factor analysis) για τη λήψη των ανεξάρτητων μεταβλητών για το μοντέλο Logit για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας. Οι [63] **Tseng και Lin(2005)** πρότειναν ένα μοντέλο Logit τεσσάρων διαστημάτων (quadratic interval model) για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με τη χρήση μιας quadratic προσέγγισης του προγραμματισμού για τις μεταβλητές-εξόδους δυαδικής μορφής (binary response variables) στη λογιστική παλινδρόμηση. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το νέο μοντέλο Logit βελτίωσε την διακριτική απόδοση της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας και παρείχε περισσότερες πληροφορίες στους ερευνητές.

Σε αυτή τη μέθοδο μετατρέπεται η εξαρτημένη μεταβλητή (ή το διάνυσμα εξαρτημένων μεταβλητών) σε λογαριθμικό μέγεθος και στη συνέχεια γίνεται μεγιστοποίηση των πιθανοτήτων, και έτσι με αυτό τον τρόπο υπολογίζονται οι λογαριθμικές πιθανότητες της εξαρτημένης μεταβλητής. Συγκεντρωτικά όλα αυτά φαίνονται στις παρακάτω εξισώσεις που περιγράφουν το μοντέλο Logit. Η πιθανότητα να συμβεί ένα ενδεχόμενο δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$P = F(Z) = \frac{e^{a+bX}}{1 + e^{a+bX}}$$

Όπου σαν ποσότητα $a + bX$ θεωρούμε:

$$Z = LN \left[\frac{P}{1 - P} \right] = a + bX$$

Έτσι υπολογίζεται η πιθανότητα P συναρτήσει της ανεξάρτητης μεταβλητής X . Όπως είδαμε προηγουμένως και στα άλλα υποδείγματα το σημαντικό είναι να συμπυκνωθούν δεδομένα από πολλές μεταβλητές, είτε ποσοτικές είτε ποιοτικές, γ'αυτό και συνήθως η ανεξάρτητη μεταβλητή X είναι διάνυσμα. Σε αυτή την περίπτωση η μεταβλητή X είναι ισοδύναμη με $b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$, και το μοντέλο Logit θα λάβει την παρακάτω μορφή ώστε να συμπεριλάβει δεδομένα από διάφορους δείκτες.

$Z_i = a + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + \dots + b_nX_{in}$, όπου X_{ij} = οι τιμές του δείκτη j στην επιχείρηση i .

$$Z_i = LN \left[\frac{P}{1-P} \right] = a + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + \dots + b_nX_{in}$$

Και επομένως έχουμε την πιθανότητα P_i πτώχευσης της επιχείρησης i έχοντας ως βάση τα χαρακτηριστικά του αριθμοδείκτη X_{ij} .

$$P_i = \frac{e^{a+b_1X_{i1}+b_2X_{i2}+\dots+b_nX_{in}}}{1 + e^{a+b_1X_{i1}+b_2X_{i2}+\dots+b_nX_{in}}}$$

Με τον τρόπο αυτό μοντελοποιείται μέσω μίας μεταβλητής η εξάρτηση από πολλές μεταβλητές. Πλέον δεν υφίσταται το φαινόμενο η πιθανότητα πτώχευσης να είναι εκτός του διαστήματος $[0,1]$ και άρα αυτή η μέθοδος είναι προτιμότερη σε σχέση με το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (LPM). Επιπλέον όπως φαίνεται, αν συγκρίνουμε το μοντέλο Logit με την DA, είναι σαφές ότι το πρώτο υπερτερεί επειδή δεν υφίστανται οι περιορισμοί του δεύτερου. Αναλυτικότερα τα πλεονεκτήματα του μοντέλου Logit έναντι των προαναφερθέντων υποδειγμάτων συνοψίζεται παρακάτω:

1. Δεν χρειάζεται να υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ του ανεξάρτητου διανύσματος μεταβλητών και την εξαρτημένης μεταβλητής.
2. Δεν υφίσταται κάποιος περιορισμός ως προς την κανονικότητα, για τα κατάλοιπα ε_i της παλινδρόμησης.
3. Το διάνυσμα των ανεξάρτητων μεταβλητών και η εξαρτημένη μεταβλητή δεν έχουν κάποιο περιορισμό ως προς την κατανομή τους.
4. Δεν υφίσταται περιορισμός σε σχέση με τη μήτρα διακυμάνσεων των μεταβλητών (ομοιογένεια, κλπ.)

Από τη μία πλευρά, το μοντέλο Logit μπορεί να εφαρμοστεί για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας λόγω της μη-συνεχούς εξαρτημένης μεταβλητής του που εκφράζεται ως πιθανότητα οικονομικής δυσχέρειας. Από την άλλη πλευρά όμως, το Logit μοντέλο δεν βασίζεται στις παραδοχές ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές θα πρέπει να ακολουθούν την κανονική κατανομή και να έχουν ίση συνδιακύμανση. Ωστόσο, το μοντέλο εξακολουθεί να απαιτεί οι ανεξάρτητες μεταβλητές να μην έχουν γραμμική λειτουργική σχέση μεταξύ τους (no multicollinearity problem).

2.2.5) Το μοντέλο PROBIT

Το μοντέλο Probit έχει πολλές ομοιότητες με το μοντέλο Logit. Στο μόνο στο οποίο διαφέρουν είναι στο πώς υπολογίζεται η πιθανότητα μια επιχείρηση να πτωχεύσει. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται η αθροιστική κατανομή της πιθανότητας (κανονική και όχι λογαριθμική).

Η εξίσωση η οποία ορίζει το υπόδειγμα Probit είναι η:

$$Z: P = F(Z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}}$$

Με την $F(Z)$ να είναι πλέον η αθροιστική κανονική κατανομή η οποία μεταφράζεται στην πιθανότητα να υπάρξει το αντίστοιχο γεγονός, έχοντας ως δεδομένο τα χαρακτηριστικά ή δείκτες (Z) της κάθε επιχείρησης, και όπου Z θεωρούμε την ποσότητα:

$$Z = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

Η τυποποιημένη κανονική κατανομή έχει μέση τιμή ίση με 0 και διακύμανση ίση με 1. Η λύση αυτή είναι μία εναλλακτική προσέγγιση, επειδή γίνεται χρήση της αθροιστικής κανονικής κατανομής για να μοντελοποιήσουμε τη συνάρτηση $F(z)$.

Στις έρευνες για το Probit σημαντική συνεισφορά είχε ο [77] **Zmijewski (1984)**, ο οποίος σε μία έρευνά του χρησιμοποίησε το Probit, με μεταβλητές διάφορους δείκτες κερδοφορίας, ρευστότητας και αξιοπιστίας και προσπάθησε να βγάλει μια συνάρτηση που να του δίνει την πιθανότητα αποτυχίας εταιρειών. Συγκεκριμένα, χρησιμοποίησε περίπου 40 πτωχευμένες εταιρείες και περίπου 800 μη-πτωχευμένες του βιομηχανικού κλάδου για σχεδόν όλη τη δεκαετία του '70 (1972-1978). Το μοντέλο Probit που δημιούργησε είχε την παρακάτω μορφή:

$$Z_{mijewski} = -4,3 - 4,5X_1 + 5,7X_2 - 0,04X_3$$

Όπου:

- X_1 : NI / TA ή Net Income / Total Assets (Καθαρά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού)
- X_2 : TL / TA ή Total Liabilities / Total Assets (Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού)
- X_3 : CA / CL ή Current Assets / Current Liabilities (Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις)

Αντίστοιχα με τη συνάρτηση logit, η συνάρτηση probit αντιστοιχίζει την τιμή μεταξύ 0 και 1. Ο Zmijewski (1984) έκανε τη διαδικασία ταξινόμησης με διαφορετικό τρόπο σε σχέση με τον Ohlson (1980). Εταιρείες με πιθανότητες μεγαλύτερες ή ίσες με 0.5 ταξινομήθηκαν ως πτωχευμένες ή ως έχουσες πλήρη στοιχεία. Εταιρείες με πιθανότητες μικρότερες από 0.5 ταξινομήθηκαν ως μη-πτωχευμένες ή ως έχουσες ελλιπή στοιχεία. Το μοντέλο probit του Zmijewski είναι προτιμότερο από την τεχνική MDA επειδή η συνάρτηση probit δίνει τιμές που περιορίζονται από ένα εύρος τιμών μεταξύ 0 και 1, και αυτή η τιμή εύκολα επιδέχεται ερμηνεία. Αυτό είναι επίσης το ζήτημα για το μοντέλο logit. Όπως προαναφέραμε, ο Zmijewski (1984) προσπάθησε να αποφύγει την υποκειμενικότητα λόγω επιλογής δείγματος. Παρατήρησε ότι τα περισσότερα από τα αρχικά μοντέλα για την πρόβλεψη της αποτυχίας υπέφεραν από αυτού του είδους την υποκειμενικότητα (bias).

Ο Zmijewski (1984) υποστήριξε ότι αν για τη δημιουργία του δείγματος δε χρησιμοποιηθεί όλο το πλήθος των εταιρειών, οι εκτιμώμενοι συντελεστές θα έχουν σφάλματα υποκειμενικότητας (biased coefficients), και η εξαχθείσα πρόβλεψη θα υπερεκτιμήσει την αναλογία των χρεωκοπημένων εταιρειών που έχουν ταξινομηθεί έτσι. Οι [64] **Platt και Platt (2002)** υποστήριξαν ότι παρόλο που προσπάθησε να αποτρέψει αυτού του είδους την υποκειμενικότητα, το εμπειρικό τεστ έδωσε αδύναμα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα ανέφεραν: «Εξαιτίας του γεγονότος ότι ο Zmijewski (1984) έτρεξε μόνο μία παλινδρόμηση για κάθε μέγεθος δείγματος, δεν μπόρεσε να ελέγξει τους υπομέρους εκτιμώμενους συντελεστές για υποκειμενικότητα ως προς την παράμετρο του πλήθους της έρευνας, που αποτελεί έναν πιο άμεσο έλεγχο της υποκειμενικότητας (bias)» (Platt & Platt, 2002, p. 186). Εν αντιθέσει με τον Zmijewski, οι Platt και Platt (2002) χρησιμοποίησαν πιο τυποποιημένους ελέγχους υποκειμενικότητας, συγκρίνοντας το λόγο του μέσου όρου του κάθε εκτιμώμενου συντελεστή δια την παράμετρο του πληθυσμού.

Όπως είδαμε, τα δύο υποδείγματα Logit και Probit δίνουν σχεδόν όμοια αποτελέσματα. Παρόλα αυτά όμως, με την Logit παλινδρόμηση οι ακραίες τιμές είναι διαφορετικές από τις αντίστοιχες του μοντέλου Probit. Υπάρχει περίπτωση, αν το δείγμα δεν είναι ισοσκελισμένο, να λάβουμε διαφορετικά αποτελέσματα. Αυτός είναι ο λόγος που για την εκτίμηση των παραμέτρων του υποδείγματος Probit χρησιμοποιείται, όπως και στην Logit, ο εκτιμητής μεγίστης πιθανοφάνειας.

2.3) Έξυπνες – Σύγχρονες Τεχνικές Πρόβλεψης Εταιρικής Αποτυχίας

Το σύγχρονο οικονομικό περιβάλλον, μπορεί να είναι πιο αβέβαιο και πιο περίπλοκο, αλλά συγχρόνως οι ερευνητές έχουν στη διάθεσή τους πολύ περισσότερο όγκο πληροφοριών και νέες τεχνολογίες που μπορούν να χρησιμοποιήσουν. Οι εξελίξεις στον τομέα της επιστήμης των υπολογιστών έχουν δώσει νέα ώθηση στην έρευνα και οι επιστήμονες έχουν στα χέρια τους νέα και πολύ πιο ισχυρά εργαλεία για εφαρμογές υπολογιστικής μηχανικής. Από τους επωφελούμενους κλάδους δε θα μπορούσαν να λείπουν και τα Χρηματοοικονομικά. Ούτως ή άλλως, από τη φύση τους τα δεδομένα εταιρειών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας είναι περίπλοκα και η ανάλυσή τους γίνεται μια επίπονη διαδικασία, χωρίς τη χρήση κάποιου λογισμικού για μαζική επεξεργασία στοιχείων. Ακριβώς σε αυτό το χαρακτηριστικό έρχεται να συνεισφέρει η τεχνολογία και να προσδώσει νέα πνοή στην ανάπτυξη μοντέλων για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Πλέον, με την ανάπτυξη τέτοιων μοντέλων είναι δυνατός ο συνδυασμός τόσο ποσοτικών μεταβλητών (όπως στην περίπτωση των παραδοσιακών στατιστικών μεθόδων), όσο και ποιοτικών μεταβλητών. Ως τέτοιες μεταβλητές μπορούν να θεωρηθούν μια πληθώρα στοιχείων που ενδιαφέρει τον εκάστοτε ερευνητή και που κατά την κρίση του μπορούν να συμβάλουν στη δημιουργία ενός περισσότερο αξιόπιστου και εύκολου στη χρήση μοντέλου. Ενδεικτικά μπορούμε να αναφέρουμε σαν ποιοτικές μεταβλητές την ύπαρξη ανταγωνιστών ή όχι στην αγορά, οι διοικητικές ικανότητες των στελεχών της εταιρείας, κλπ.

Οι έξυπνες μέθοδοι που έχουν αναπτυχθεί (αναφέρονται επίσης και ως τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης ή σύγχρονες υπολογιστικές τεχνικές) για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας περιλαμβάνουν τα εξής: τα Νευρωνικά Δίκτυα (NN ή Neuron Networks), τους εξελικτικούς αλγόριθμους (EA ή Evolutionary Algorithms), τη Θεωρία Συνόλων (RS ή Rough Sets), τη συλλογιστική βασισμένη στις περιπτώσεις (CBR ή Case-based reasoning), τα SVM (Support Vector Machines). Οι προαναφερθείσες τεχνικές έχουν αρχίσει να εφαρμόζονται στην έρευνα για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας λόγω των σημαντικών επιτευγμάτων στην τεχνολογία των υπολογιστών και στην εξέλιξη των υπολογιστικών τεχνικών και της τεχνολογίας τεχνητής νοημοσύνης γενικότερα. Ένα ισχυρό τους πλεονέκτημα είναι ότι δεν υπόκεινται στις αυστηρές παραδοχές που απαιτούνται για τις στατιστικές μεθόδους. Όντως, αρκετές έρευνες πάνω στις «έξυπνες» μεθόδους εταιρικής αποτυχίας είχαν δείξει ότι τα μοντέλα αυτά έχουν επιφέρει βελτίωση της απόδοσης στην πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας. Παρόλα αυτά, όμως, υπάρχει και ο αντίλογος

ότι τα έξυπνα μοντέλα μπορεί να δώσουν αποτελέσματα τα οποία δεν είναι πάντα εύκολο να ερμηνευτούν ή μπορεί να πέσουν στην παγίδα της «υπερπροσαρμογής» (over-fitting) στο δείγμα, όπως ανέφεραν και στην έρευνά τους οι [65] *Min και Lee (2005)*.

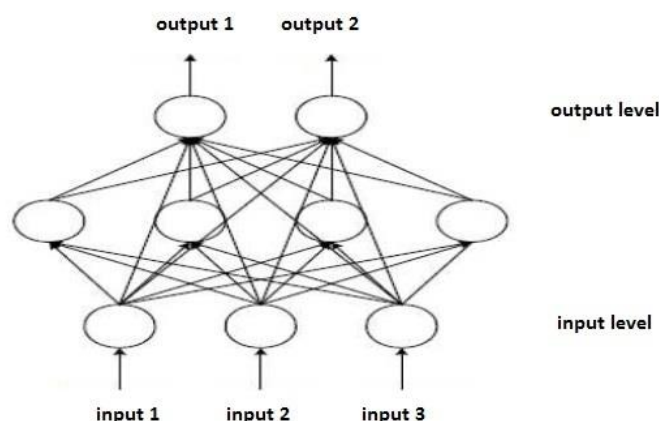
2.3.1) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks – NN)

Τα νευρωνικά δίκτυα άρχισαν να εισάγονται στην έρευνα για την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας από τις αρχές της δεκαετίας του '90, όπως προκύπτει από έρευνα των [66] *Tam και Kiang (1992)*. Ένα μοντέλο NN αποτελείται από μια ομάδα διασυνδεδεμένων τεχνητών νευρώνων και επεξεργάζεται τις πληροφορίες χρησιμοποιώντας μία προσέγγιση της συνδεσιμότητας με εισόδους και εξόδους για τον υπολογισμό της πιθανότητας πρόβλεψης αποτυχίας. Ο τρόπος λειτουργίας τεχνητών νευρωνικών δικτύων προσπαθεί να προσομοιάσει τον τρόπο λειτουργίας των πραγματικών βιολογικών νευρωνικών δικτύων που υπάρχουν στον εγκέφαλο του ανθρώπου, όταν υφίσταται κάποιο ερέθισμα στο περιβάλλον και τη λειτουργία που αυτό επάγει στους νευρώνες. Αυτόνομη λειτουργία, είσοδος πληροφοριών από τις εισόδους, συγκεκριμένη επεξεργασία και μία μόνο έξοδος είναι χαρακτηριστικά που περιγράφουν τον τρόπο λειτουργίας ενός βιολογικού νευρώνα. Αντίστοιχος τρόπος αντιγράφεται από τους ερευνητές για την υλοποίηση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Δείγμα εταιρειών και στοιχείων αυτών χρησιμοποιείται σαν δείγμα εκμάθησης ώστε να προκύψει βάσει αυτού το δίκτυο που προσομοιάζει με βέλτιστο τρόπο το σύστημά αλληλεπίδρασης των εισόδων.

Έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορες μέθοδοι για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, μία όμως έχει επικρατήσει, η μέθοδος της ανάδρασης, όπου το εξαχθέν αποτέλεσμα συγκρίνεται με τις πραγματικές ποσότητες των στοιχείων και συνεχώς γίνεται τροποποίηση των βαρών ώστε το αποτέλεσμα του μοντέλου να συγκλίνει όσο το δυνατόν περισσότερο με το πραγματικό. Αφού η διαδικασία αυτή επαναληφθεί ξανά και ξανά, το μοντέλο που προκύπτει θεωρείται ότι είναι το βέλτιστο και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για πρόβλεψη, όπως υπέδειξαν στην έρευνά τους οι [67] *Jones και Hensher (2008)*.

Υπάρχει μια πληθώρα σχετικών ερευνών που αναφέρονται σχετικά με τις μεθόδους NN για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας, και το πιο ευρέως χρησιμοποιούμενο μοντέλο είναι το BPNN (ή three layer feed-forward backpropagation), στο οποίο το κρυφό στρώμα καθορίζει τις σχέσεις χαρτογράφησης μεταξύ των στρωμάτων εισόδου και εξόδου καθώς και οι σχέσεις μεταξύ των νευρώνων αποθηκεύονται σαν βάρη των συνδέσεων.

Το πιθανοτικό μοντέλο νευρωνικών δικτύων (NN) επίσης χρησιμοποιήθηκε ευρέως για την FDP, στο οποίο εφαρμόζεται Μπεϋζιανή θεωρία λήψης αποφάσεων με βάση την εκτίμηση της πυκνότητας πιθανότητας στο χώρο των δεδομένων. Η επιδόσεις των μοντέλων NN ως προς την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας έρχονται συχνά σε σύγκριση με εκείνες των μοντέλων MDA και Logit, και οι περισσότερες έρευνες παρείχαν αποδεικτικά στοιχεία ότι τα NN έχουν καλύτερες επιδόσεις από τις στατιστικές μεθόδους.



Στα νευρωνικά δίκτυα υπάρχει το επίπεδο των εισόδων, και το επίπεδο των εξόδων. Τα ενδιάμεσα επίπεδα συνήθως ονομάζονται επίπεδα επεξεργασίας ή προσαρμογής. Αν σε ένα πρόβλημα πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας θέλουμε να ταξινομήσουμε τις εταιρείες σε δύο κατηγορίες, τότε θα πρέπει να υπάρχουν δύο έξοδοι στο μοντέλο νευρωνικών δικτύων. Αντίστοιχα αν μας ενδιαφέρουν περισσότερες κατηγορίες εξόδου, αντίστοιχο αριθμό κόμβων εξόδου θα πρέπει να έχει το επίπεδο των εξόδων.

Θα αναφερθούμε ενδεικτικά σε κάποιους επιστήμονες που έκαναν αξιολογή έρευνα πάνω στα νευρωνικά δίκτυα.

- Ο [68] **Zhang και η ομάδα του (1999)** έκανε μία έρευνα πάνω στα NN και τα σύγκρινε με αποτελέσματα της μεθόδου Logit. Συγκεκριμένα, από δείγμα 400 περίπου εταιρειών του βιομηχανικού κλάδου που πτώχευσαν στην

- Αμερική τη δεκαετία του 1980, βρήκε ότι τα NN αύξαναν το ποσοστό επιτυχημένης πρόβλεψης τουλάχιστον κατά 2% σε σχέση με τη μέθοδο Logit.
- Με τα νευρωνικά δίκτυα ασχολήθηκαν σε μεγάλο βαθμό οι [69] **Odom και Sharda (1990)**. Στην έρευνά τους έκαναν σύγκριση αποτελεσμάτων από δύο μεθόδους, από τη διακριτή ανάλυση (DA) και τα NN, και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι τα NN έφερναν πιο καλά αποτελέσματα σε σχέση με την DA.
 - Ο [70] **Atiya (2001)** έκανε μία έρευνα πάνω σε μοντέλα πρόβλεψης αποτυχίας και σύγκρισε τα αποτελέσματα του μοντέλου νευρωνικών δικτύων, έχοντας κάνει χρήση διαφόρων δεικτών που σαν κυρίαρχο στοιχείο είχαν την τρέχουσα υπό διαπραγμάτευση τιμή της μετοχής στο χρηματιστήριο, τις διακυμάνσεις του γενικού δείκτη κλπ. Με το δικό του μοντέλο νευρωνικών δικτύων κατάφερε να πετύχει αποτελέσματα που ήταν πολύ πιο αποδοτικά από ό,τι με τις προαναφερθείσες τεχνικές.
 - Οι Έλληνες ερευνητές [71] **Κωτσιαντής, Κουμανάκος, Τζελέπης και Ταμπάκας (2006)** χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα για να δούνε ποιοι δείκτες αν χρησιμοποιηθούν σαν μεταβλητές εισόδου δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα, έχοντας όμως σαν εργαλείο μία τεχνική η οποία ανίχνευε δημοσιοποιημένες καταστάσεις χρηματιστηρίων που ήταν ανακριβείς. Με τη μελέτη τους βρήκαν ότι οι δείκτες με τη μεγαλύτερη διαχωριστική ικανότητα ήταν: 1) Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού ή Working Capital / Total Assets, 2) Ίδια Κεφάλαια / Απασχολούμενα Κεφάλαια ή Equity / Capital Employed και 3) Ρυθμός Αύξησης Καθαρών Κερδών ή Growth Rate of Net Income. Τα συμπεράσματά τους είχαν να κάνουν με τις επιτυχίες πρόβλεψης σε διαφορετικές χρονικές στιγμές πριν την πτώχευση. Συγκεκριμένα για το πολύ μέχρι 3 χρόνια πριν το πτωχευτικό γεγονός το ποσοστό επιτυχίας ήταν μέχρι 68% ενώ για μέχρι και ένα χρόνο πριν το πτωχευτικό γεγονός έφτανε το 72%.

Τα πλεονεκτήματα του NN σε σύγκριση με τις στατιστικές μεθόδους συχνά αποδίδονται στην ισχυρή ικανότητα χαρτογράφησης τους με βάση τη δομή του δικτύου. Επιπλέον, οι στατιστικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών δεν χρειάζεται να λαμβάνονται υπόψη κατά τη διαδικασία κατασκευής του NN μοντέλου. Αυτό είναι πολύ χρήσιμο γιατί η ικανοποίηση αυστηρών στατιστικών υποθέσεων και περιορισμών καθιστά τα μοντέλα πρόβλεψης πολύ πιο περιοριστικά. Αυτό το πλεονέκτημα των NN υποστηρίχτηκε από τον [40] [11] **Lin (2009)** που έδειξε ότι τα NN μπορούν να επιτύχουν μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας αν τα δεδομένα δεν ικανοποιούν τις υποθέσεις που απαιτούν οι στατιστικές προσεγγίσεις. Επιπλέον, οι [72] **Chen και Du (2011)** διαπίστωσαν ότι η BPNN αποδίδει καλύτερα σε σχέση με την τεχνική εξόρυξης και ομαδοποίησης δεδομένων (data mining clustering technology) για τους σκοπούς της πρόβλεψης εταιρικής

δυσχέρειας. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν πολύ εύκολα να χρησιμοποιηθούν για μεγάλο όγκο δεδομένων και γι' αυτό το σύνολο των εφαρμογών για τις οποίες μπορούν να εφαρμοστούν είναι πολύ μεγάλο. Τέλος, ένα από τα πλεονεκτήματα που έχουν όλες οι έξυπνες τεχνικές πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας και το οποίο το συναντούμε και στα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι μπορούν πλέον να χρησιμοποιηθούν και ποιοτικές, αντί για μόνο ποσοτικές, μεταβλητές και να προσδώσουν ακόμη μεγαλύτερη προβλεπτική ισχύ σε ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων.

Ωστόσο, για να αναφερθούμε και στα μειονεκτήματα, σε σύγκριση με τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους, απαιτούνται πολύ περισσότερα δεδομένα δείγματος προκειμένου να εκπαιδευτεί ένα σχετικά σταθερό μοντέλο NN, και η υπερβάλλουσα επανάληψη της ρύθμισης του μοντέλου οδηγεί εύκολα σε υπερπροσαρμογή (*over-fitting*) στο δείγμα, η οποία μειώνει τη σταθερότητα της πρόβλεψης για διαφορετικά δείγματα. Εκτός αυτού, τα νευρωνικά δίκτυα από τη φύση τους έχουν υλοποιηθεί ώστε να μπορούν να επεξεργάζονται τεράστιο όγκο δεδομένων οπότε η πλατφόρμα υλοποίησής τους θα πρέπει να είναι σε περιβάλλον αρκετά ικανής υπολογιστής ισχύος και με αρκετή μνήμη ώστε να τα επεξεργαστεί και να καταλήξει στην τελική δομή του μοντέλου.

Επιπλέον, τα NN επικρίνονται συχνά από τους μη-επιστήμονες/ερευνητές λόγω της δυσκολία της κατανόησης, διότι η πολύπλοκη δομή του δικτύου φαίνεται να είναι ένα μαύρο κουτί για τα όργανα λήψης αποφάσεων. Για να ξεπεραστεί αυτό το μειονέκτημα, ο [73] **Baesens et al. (2003)** συνέλαβε την ως τώρα αποκτηθείσα γνώση πάνω στα νευρωνικά δίκτυα και την συνοψισε σε κανόνες και πίνακες αποφάσεων που χρησιμεύουν σαν εργαλείο για επαγγελματίες σε κέντρα αποφάσεων που δεν έχουν το υπόβαθρο των γνώσεων που απαιτούνται για την κατανόηση της συγκεκριμένης τεχνικής. Ο [74] **Setiono et al. (1995)** πρότεινε μια νέα προσέγγιση για την εκπαίδευση ελαχίστων νευρωνικών δικτύων που είναι εύκολο να δημιουργήσουν περιεκτικούς και κατανοητούς κανόνες ταξινόμησης για τον χρήστη. Είναι δηλαδή εδραιωμένη η άποψη μεταξύ των ερευνητών ότι υπάρχει δυσκολία στην εξήγηση και ερμηνεία των σχέσεων και αλληλεπιδράσεων μεταξύ των χρησιμοποιηθέντων μεγεθών ή παραμέτρων του συστήματος και οι ερευνητές δύσκολα μπορούν να συμπεράνουν, μέσω της δομής ενός νευρωνικού δικτύου το ποιοι παράγοντες και με ποια διασύνδεση μεταξύ τους τους οδήγησαν στην πρόβλεψη. Περαιτέρω έρευνα προς αυτή την κατεύθυνση για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με βάση NN είναι πολύ σημαντική, διότι θα είναι ευκολότερο για τα μοντέλα NN να εφαρμοστούν για προβλήματα εταιρικής αποτυχίας στον πραγματικό κόσμο.

2.3.2) Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support vector machines - SVM)

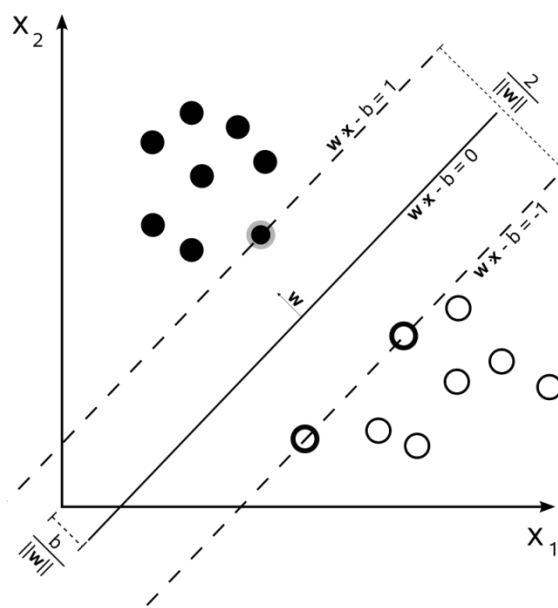
Είναι μια σχετικά νέα μέθοδο τεχνητής νοημοσύνης που βασίζεται στη διαρθρωτική αρχή ελαχιστοποίησης του κινδύνου και όχι την αρχή της εμπειρικής ελαχιστοποίησης του κινδύνου. Στη μέθοδο αυτή συνδυάζεται η θεωρία των νευρωνικών δικτύων με τη στατιστική θεωρία μάθησης. Η SVM είναι ένα ισχυρό και πολλά υποσχόμενο εργαλείο εκτίμησης της λειτουργίας και της ταξινόμησης των δεδομένων, το οποίο είναι πολύ σημαντικό για την υπέρβαση του κινδύνου υπερπροσαρμογή (over-fitting) ειδικά για μικρά δείγματα εταιρειών. Ο πρώτος που ασχολήθηκε με τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και την εφαρμογή τους στην πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας ήταν ο [75] **Vapnik (1998)**. Ο Vapnik ήθελε να συνδυάσει τα θετικά στοιχεία των νευρωνικών δικτύων με τα αντίστοιχα θετικά των παραδοσιακών μεθόδων πρόβλεψης (Min and Lee, 2005).

Οι [76] **Shin et al. (2005)**, [65] [134] **Min και Lee (2005-2006)** χρησιμοποίησαν SVM για να προβλέψουν την πτώχευση για εταιρείες της Νότιας Κορέας, και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος αυτή ξεπέρασε τις τεχνικές MDA, Logit και NN. Οι [92] **Hui, Sun (2006)**, και [78] **Ding et al. (2008)** αντίστοιχα χρησιμοποίησαν το μοντέλο SVM για να κάνουν εμπειρική μελέτη της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας FDP για τις κινεζικές εισηγμένες εταιρείες και κατέληξαν σε παρόμοιο συμπέρασμα. Οι [79] **Li και Sun (2009)** χρησιμοποίησαν μια απλή προσέγγιση για να βοηθήσουν το SVM μοντέλο να παράγει πιο ακριβή πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας. Ο [80] **Gesel et al. (2006)** έδειξε ότι το μοντέλο SVM με ελάχιστα τετράγωνα ήταν το πλέον προτιμώμενο μοντέλο πρόβλεψης για χρηματοοικονομική δυσχέρεια, σε σύγκριση με το Logit, τη Fisher MDA και τετραγωνικού (quadratic) MDA. Τα αποτελέσματά του έδειξαν επίσης ότι τα προβλήματα της πτώχευσης ήταν ελαφρώς μη-γραμμικά. Ωστόσο, οι [81] **Bose και Pal (2006)** σύγκριναν την απόδοση του SVM με εκείνη της MDA και των νευρωνικών δικτύων, και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι τα SVM δίνουν χειρότερες επιδόσεις από τα νευρωνικά δίκτυα. Σε διάφορες μελέτες όμως χρησιμοποιήθηκαν SVM σε συνδυασμό με κάποιες άλλες τεχνικές σε ένα υβριδικό μοντέλο, αντί της ανεξάρτητης χρήση του SVM.

Σύμφωνα με τη θεωρία των [76] **Min και Lee (2005)**, η τεχνική SVM, χρησιμοποιώντας έναν γραμμικό μετασχηματισμό, δημιουργεί έναν υπερχώρο όπου γίνεται διαφοροποίηση των δεδομένων και καθορίζονται οι όροι μη-γραμμικών τάξεων. Για την κατάλληλη επιλογή αυτού του υπερχώρου, πρέπει να ικανοποιείται η συνθήκη μεγιστοποίησης της απόστασης μεταξύ των δύο

διαφορετικών υποκατηγοριών. Τα χαρακτηριστικά ενός πρότυπου συστήματος SVM είναι:

- Kernel function ή συνάρτηση πυρήνα. (Διαμορφώνει τον βέλτιστο υπερχώρο βάσει της ελαχιστοποίησης των λανθασμένων ταξινομήσεων ή αλλιώς μεγιστοποιεί την απόσταση των υπό διαμόρφωση ομάδων). Συνήθως σαν kernel function χρησιμοποιείται η radical basis function (rbs).
- Support Vector ή διάνυσμα υποστήριξης (παρατηρήσεις ή σημεία που πλαισιώνουν τον υπερχώρο).



Τα πλεονεκτήματα της χρήσης της μεθόδου SVM μπορούν να συνοψιστούν στο ότι επίσης δεν υπόκεινται στους στατιστικούς περιορισμούς που θέτουν οι παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές. Αυτό δεν είναι κάτι νέο, αν συνυπολογίσουμε και τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων που αναφέρθηκαν προηγουμένως. Η ειδοποιός διαφορά, όμως, των SVM, όπως κατέδειξαν οι Min και Lee (2005), και οι [82] *Vlachavas et al. (2011)*, που τα κάνει πολλές φορές να υπερτερούν έναντι των νευρωνικών δικτύων είναι ότι πλέον η δομή είναι κατανοητή, απτή, και επιδέχεται εύκολη ερμηνεία από τους ερευνητές, και δεν είναι ένα «μαύρο» κουτί όπως στην περίπτωση των νευρωνικών. Επιπλέον ο υπερχώρος δύναται να προσαρμοστεί καταλλήλως ώστε να είναι αποτελεσματικός για δείγματα με τεράστιες διαφορές μεταξύ τους. Αυτό βοηθάει πάρα πολύ στη δυνατότητα χρησιμοποίησης του μοντέλου για επιχειρήσεις διαφορετικών κλάδων από αυτή του δείγματος εκμάθησης, και έτσι αποφεύγεται η λεγόμενη υπερ-προσαρμογή που τόσο βασανίζει τους μελετητές της μοντελοποίησης μέσω νευρωνικών δικτύων.

2.3.3) Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms - EA).

Οι Γενετικοί ή Εξελικτικοί αλγόριθμοι ανήκουν στο κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους/διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητές ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά όσο το δυνατόν παρόμοια με το επιθυμητό τρόπο.

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από τη βιολογία. Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτή η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς. Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γεννητικού κώδικα, συνήθως με τυχαίες τιμές, δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας (Σ.Ι).

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ.Ι., αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδίων/λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Σ.Ι.

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α. από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α. μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α. εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση, και το οποίο

προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος.

Όλα ξεκίνησαν ως μία τεχνική προγραμματισμού που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο [83] **John Holland (1975)**, ερευνητής του Ινστιτούτου της Σάντα Φε (ΗΠΑ). Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρούν να αναπαράγει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης. Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία. Στην πράξη ο αλγόριθμος ξεκινά μ' ένα σύνολο λύσεων που ονομάζονται γονιδιώματα, δανειζόμενες το όνομά τους από τη βιολογία, οι οποίες συνιστούν τον "πληθυσμό". Κατόπιν ζητείται από τον υπολογιστή να δημιουργήσει μια σειρά τυχαίων ανασυνδυασμών και μεταλλάξεων των "γονιδιωμάτων".

Οι πιο ικανές λύσεις για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα συνεχίζουν να εξελίσσονται και ανασυνδυάζονται τυχαία, μέχρις ότου "επιβιώσουν" οι καλύτερες. Συνήθως, όσο περισσότερες γενιές περνούν τόσο καλύτερες λύσεις βρίσκονται, μπορεί όμως ο αλγόριθμος να βρεθεί σε σημείο του πεδίου των λύσεων από όπου και δεν μπορεί να προχωρήσει λόγω του ότι βρίσκεται σε τοπικό μέγιστο. Για το λόγο αυτό έχουν υπάρχουν διαφορετικές εκδοχές του αλγόριθμου ανάλογα με τη μορφή του προβλήματος.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτή η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα (γονιδίωμα) που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς.

Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γενετικού κώδικα, συνήθως με τυχαίες τιμές, δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας (Σ).

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ , αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την

επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδιωμάτων / λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Σ.Ι.

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α. από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α. μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α. εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν επιλύουν το πρόβλημα με αναλυτικό/μαθηματικό τρόπο αλλά με βιολογικό. Συνεπώς έχουν μεγαλύτερη ενδογενή ευελιξία και ελευθερία να επιλέγουν μια επιθυμητή βέλτιστη λύση σύμφωνα με τις προδιαγραφές του προβλήματος. Ουσιαστικά οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι αλγόριθμοι αναζήτησης (heuristics) που προσπαθούν να αναζητήσουν την λύση του προβλήματος που τους αναθέτουμε.

Ο [84] **Varetto (1998)** πρώτος εφάρμοσε τον Γενετικό Αλγόριθμο (GA) για την εξαγωγή γραμμικών συναρτήσεων χωρίς στατιστικούς περιορισμούς. Ωστόσο, η επίδοση του στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας δεν ήταν τόσο καλή όσο αυτή της MDA. Οι [85] **Shin και Lee (2009)**, χρησιμοποίησαν τον Γ.Α. για να εντοπίσουν τα σημεία διαχωρισμού (thresholds - κατώτατα όρια) των χρηματοοικονομικών δεικτών, και στη συνέχεια εξήγαγαν τους αντίστοιχους ποσοτικούς κανόνες της πρόβλεψης αποτυχίας. Οι [86] **Kim και Han (2003)** χρησιμοποίησαν Γ.Α. για να καταλήξουν σε ποιοτικούς κανόνες της πρόβλεψης που ήταν εύκολοι στην κατανόηση.

Ωστόσο, αυτές οι μέθοδοι που βασίζονται σε κανόνες μπορούσαν να παράγουν αποτελέσματα για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας μόνο όταν είναι ενεργοποιημένος τουλάχιστον ένας κανόνας, και το ποσοστό κάλυψης των κανόνων ήταν σχετικά χαμηλό. Επιπλέον, ο [87] **Rafiei et al. (2011)** διαπίστωσε επίσης ότι ο GA είχε χαμηλότερη ακρίβεια στην πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας σε σχέση με τα NN. Ο [88] **Etemadi et al. (2009)** διερεύνησε την εφαρμογή του Γενετικού Προγραμματισμού (GP) για την πρόβλεψη της πτώχευσης για τις ιρανικές εισηγμένες εταιρίες, και το τεστ McNemar έδειξε ότι ο Γενετικός Προγραμματισμός ξεπέρασε σε επίδοση την MDA. Κάποιες άλλες βελτιστοποιήσεις με εξελικτικούς αλγόριθμους όπως π.χ. Ant Colony και Particle Swarm είναι πιθανές εναλλακτικές τεχνικές για υλοποίηση σε πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας. Για παράδειγμα, ο [89] **Martens et al. (2010)** ανέπτυξε την τεχνική AntMiner βασισμένος στην υλοποίηση αποικίας μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization) για την παραγωγή συλλογιστικής

με βάση κανόνες (reasoning rules) για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας, αλλά το εργαλείο αυτό ήταν κατώτερο ως προς την ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με την τεχνική SVM. Επομένως, οι μέθοδοι πρόβλεψης αποτυχίας που βασίζονται σε ΕΑ μπορούν να δημιουργήσουν κανόνες που είναι πιο εύκολοι στην κατανόηση σε σχέση με τους αντίστοιχους από NN ή SVM μοντέλα, αλλά η απόδοση με βάση τους ΕΑ μόνο, είναι περιορισμένη. Γι' αυτό συστήνεται ο συνδυασμός της συγκεκριμένης τεχνικής με άλλους αλγορίθμους ταξινόμησης για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας.

2.3.4) Ταξινόμηση με βάση τις περιπτώσεις (Case-Based Reasoning - CBR).

Η Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις (Case-Based Reasoning - CBR) στηρίζεται στις μεθόδους που χρησιμοποιεί η ανθρώπινη νόηση με στόχο την επίλυση προβλημάτων. Η μάθηση και η υπενθύμιση στους ανθρώπους βασίζεται στη διατήρηση της εμπειρίας σε ένα δυναμικό και εξελισσόμενο σύστημα μνήμης. Οι άνθρωποι χρησιμοποιούν τις παλιές περιπτώσεις ως μοντέλα όταν μαθαίνουν να επιλύουν προβλήματα. Οι άνθρωποι πάντως όταν επιδιώκουν την επίλυση ενός προβλήματος ανακαλούν στη μνήμη τους μια παρόμοια παλαιότερη κατάσταση που έχουν ήδη αντιμετωπίσει από την οποία επαναχρησιμοποιούν την ήδη αποκτώμενη γνώση, βάσει της λογικής ότι παρόμοια προβλήματα θα έχουν και παρόμοιες λύσεις.

Στην ορολογία της μεθόδου CBR μια περίπτωση (case) συνίσταται σε ένα πρόβλημα μαζί με τη λύση του, ενώ το σύνολο των αποθηκευμένων περιπτώσεων ονομάζεται βάση περιπτώσεων (case base). Έτσι σε ένα CBR σύστημα η Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις υλοποιείται μέσω μιας συστηματικής διαδικασίας που περιλαμβάνει την οργάνωση, αποθήκευση, ανάκτηση και προσαρμογή περιπτώσεων. Πρόκειται δηλαδή για μια κυκλική και ολοκληρωμένη διαδικασία επίλυσης ενός προβλήματος, μάθησης από τη συγκεκριμένη εμπειρία, επίλυσης ενός νέου προβλήματος, κτλ.

Το προφανές πλεονέκτημα του CBR είναι ότι είναι εύκολο στην κατανόηση και η ακρίβεια πρόβλεψης του είναι επίσης σχετικά υψηλή. Συγκρίνοντας το CBR, τα NN και το MDA, οι [90] *Jo και Han (1996)*, διαπίστωσαν ότι δεν υπήρχε πραγματική

διαφορά μεταξύ του CBR και της MDA, και το CBR απέδιδε αρκετά καλά όταν τα δεδομένα δεν ήταν επαρκή. Οι [91] **Park και Han (2002)**, όμως εφάρμοσαν την τεχνική αυτή για την πρόβλεψη της πτώχευσης, και βελτίωσαν σημαντικά την ακρίβεια της μέσω της ενσωμάτωσης ποιοτικών και ποσοτικών παραγόντων.

Οι [12] [79] **Sun και Hui (2006, 2009)** πρότειναν μια μέθοδο CBR με βάσει την ομοιότητα και τις αποστάσεις συσχέτισης των περιπτώσεων, η οποία πραγματοποίησε αποτελεσματική πρόβλεψη αποτυχίας ένα ή δύο χρόνια πριν την αποτυχία. Τα τελευταία χρόνια, οι [93] [94] [95] [96] **Li και Sun (2008-2011)** εισήγαγαν νέες αρχές στα διαθέσιμα εργαλεία CBR και παρήγαγαν διάφορες μεθόδους CBR με ικανοποιητικά αποτελέσματα. Ο [97] **Borrajo et al. (2011)** κατασκεύασε ένα σύστημα πολλαπλών δομών για τη διαδικασία ελέγχου των επιχειρήσεων και πρόβλεψη της αποτυχίας, το οποίου ο πυρήνας ήταν μία μέθοδος CBR.

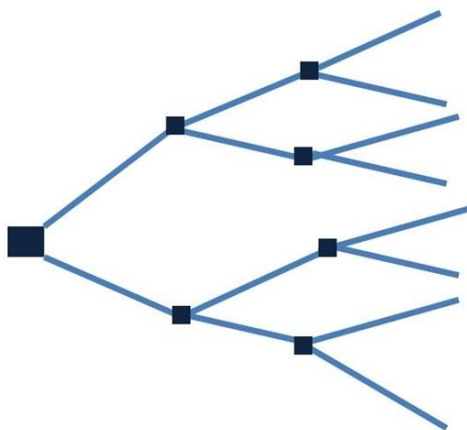
2.3.5) Θεωρία Συνόλων (Rough Set Theory)

Οι [98] **Dimitras et al. (1999)** και [99] **McKee (2000)** εφάρμοσαν τη θεωρία συνόλων, RS, για τη δημιουργία μοντέλου πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας με βάσει δεδομένα από την Ελλάδα και τις ΗΠΑ. Κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος αυτή είχε πολλά πλεονεκτήματα, Για παράδειγμα οι κανόνες λήψης απόφασης είναι εύκολα κατανοητοί και εκφράζονται σε φυσική γλώσσα. Επιπλέον είναι δυνατή η υποστήριξη κανόνων με βάση τις περιπτώσεις, ο συνδυασμός ποιοτικών και ποσοτικών μεταβλητών, ενώ δεν χρειάζεται στατιστική αξιολόγηση της πιθανότητας πρόβλεψης αποτυχίας, κ.τ.λ. Ωστόσο, η ύπαρξη διαφορετικών δειγμάτων και οι γνώσεις των φορέων λήψης αποφάσεων είναι πιθανόν να δημιουργήσουν διαφορετικά σύνολα κανόνων λήψης αποφάσεων. Ο [10] [100] **Bose (2006, 2010)** επίσης εφάρμοσε RS για να καταλήξει σε απόφαση για την οικονομική υγεία των εταιρειών διαδικτύου (dot coms) δεχόμενος αποδεκτή ακρίβεια επαλήθευσης της τάξεως του 72,08%, αλλά η μέθοδος RS συχνά έδινε ως αποτέλεσμα ότι πολλοί κανόνες συνδέονταν με την κάθε κατηγορία και οι περισσότεροι από αυτούς (90%) ήταν περιττοί. Συνεπώς, η μέθοδος RS έχει τις αδυναμίες της αόριστης δομή και δεν μπορεί να γενικευτεί ώστε να καλύπτει ευρύ φάσμα εταιρειών (κακή καθολικότητα).

2.3.6) Δένδρα Απόφασης (Decision Trees – DT) (συμπεριλαμβανομένων των RSP και CART).

Τα μοντέλα αυτά έχουν πάρει το όνομά τους (Δέντρα Απόφασης) από το γεγονός ότι ο κορμός του μοντέλου λαμβάνει το σχήμα ενός δέντρου όπου οι κόμβοι διαθέτουν ένα κριτήριο διαχωρισμού και τα κλαδιά συμβολίζουν τους δρόμους που επιτάσσουν οι συνθήκες διαχωρισμού. Σαν κριτήριο που υπάρχει σε κάποιο κόμβο του δένδρου συνήθως υπάρχει μία ανεξάρτητη μεταβλητή που έχει επιλεγεί από κάποια μελέτη με βάσει τη μεγιστοποίηση της σωστής ταξινόμησης των εταιρειών. Συνήθως γίνεται μία ιεράρχηση των στατιστικά σημαντικών μεταβλητών, από τη στατιστικά σημαντικότερη στη στατιστικά πιο ασήμαντη και ακολούθως σχηματίζεται το δένδρο που θα οδηγήσει στην απόφαση για ταξινόμηση για την κάθε εταιρεία. Χαρακτηριστικά αναφέρουμε ότι οι στατιστικά σημαντικότερες μεταβλητές βρίσκονται πιο κοντά στη ρίζα του δέντρου σε σχέση με τις λιγότερο σημαντικές που τείνουν να βρίσκονται κοντά στα φύλλα του. Η συνολική διαδικασία που λαμβάνει χώρα ώστε να σχηματιστεί καταλλήλως το δέντρο λέγεται αναδρομική διαφοροποίηση ή διαμέριση ή αναδρομικός διαμερισμός ή διαχωρισμός. Αφού δημιουργηθεί το δένδρο, συνήθως με τη χρήση ενός δείγματος εκπαίδευσης, τότε το προς εξέταση δείγμα εισέρχεται και σαρώνεται στο δένδρο και στο τέλος οι εταιρείες καταλήγουν στα αντίστοιχα φύλλα που προέκυψαν ανάλογα με το ποιες συνθήκες ικανοποίησαν οι εταιρείες ([101] **Breiman et al. (1984)**).

Έχει αναπτυχθεί αξιολογη έρευνα πάνω στα δένδρα αποφάσεων. Αντίστοιχοι αλγόριθμοι που έχουν δημιουργηθεί είναι οι ID3, C4.5, C5 του Quinlan ([102] [103] **Quinlan (1986, 1993)**) και οι CART (Classification and Regression Trees), Best First Decision Tree, και ο AD Decision Tree που δημιουργήθηκαν από την ομάδα του Breiman ([101] **Breiman et al., (1984)**).



Ειδικά όμως για τον τομέα της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας, ο πρώτος που στην ουσία δημιούργησε δένδρο ώστε να γίνει ταξινόμηση ενός δείγματος εταιρειών ήταν ο [104] **Marais (1984)**. Οι [116] **Frydman et al. (1985)**, [106] **McKee και Greenstein (2000)** εφάρμοσαν τη μέθοδο του επαναληπτικού διαχωρισμού (RSP) που δημιουργεί δένδρα απόφασης για πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας, και βελτίωσαν τη χρήση των δένδρων για το σκοπό αυτό. Οι [107] [108] [105] **Sun και Li (2008, 2011)** πρότειναν μια μέθοδο εξόρυξης δεδομένων και την εφάρμοσαν για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας σε σύνολο κινεζικών εισηγμένων εταιρειών. Αξίζει να αναφέρουμε τη δουλειά των [109] **Sung et al. (1999)**, [110] **Messier & Hansen (1988)**, οι οποίοι έκαναν συγκριτική ανάλυση διαφόρων αλγορίθμων-υλοποιήσεων της θεωρίας διαχωρισμού με δένδρα και αντιπαρέθεσαν στην ανάλυσή τους διάφορα υποδείγματα για τη δημιουργία των αντίστοιχων δένδρων, όπως ανέφεραν στην έρευνά τους οι [66] **Tam και Kiang (1992)** και ο [129] **Zhao et al. (2009)**.

Οι [111] **Gepp et al. (2010)** και [96] **Li et al. (2010)** επίσης απέδειξαν ότι τα δένδρα αποφάσεων ή τα δένδρα ταξινόμησης ή παλινδρόμησης (CART) ή το See 5.0 έφεραν καλύτερα αποτελέσματα από το MDA. Ο [112] **Chen (2011)** σύγκρινε εμπειρικά τα δένδρα αποφάσεων με τη μέθοδο Logit για εταιρείες της Ταϊβάν και βρήκε ότι τα δένδρα αποφάσεων έχουν υψηλότερη ακρίβεια από το μοντέλο Logit για βραχυπρόθεσμες μελέτες (μικρότερες του ενός έτους), ενώ η μέθοδος Logit φέρνει καλύτερα αποτελέσματα για μακροχρόνιες μελέτες (για διάρκεια έρευνας πάνω από ένα χρόνο). Ο [113] [86] **Olson et al. (2012)** βρήκε ότι τα C5 και CART δένδρα αποφάσεων παρουσίαζαν καλύτερες δυνατότητες πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας σε σύγκριση με τα νευρωνικά δίκτυα και το SVM, ειδικά για δείγματα εταιρειών την Ηνωμένων Πολιτειών, αλλά διαπίστωσαν ότι τα δένδρα αποφάσεων ήταν πολύ εύκολο να παράξουν υπερβολικά πολλούς κανόνες, πράγμα το οποίο μεταφράζεται σε αύξηση πολυπλοκότητας. Ο παράγοντας αυτός ελέγχθηκε με ρύθμιση των απαραίτητων παραμέτρων ώστε να υπάρξει μια «ανταλλαγή-ισορροπία» μεταξύ ακρίβειας και μεγέθους του δένδρου ταξινόμησης.

Συμπερασματικά μπορούμε να αναφέρουμε ότι τα δένδρα διαχωρισμού χαρακτηρίζονται από ευκολία στη χρήση, και ο τρόπος και η δομή τους μπορούν να γίνουν εύκολα αντιληπτοί και να ερμηνευτούν από έναν ερευνητή. Δεν έχουν δηλαδή τη μορφή ενός «μαύρου κουτιού» όπως είδαμε στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων. Το ελάττωμα όμως την μεθόδου των δένδρων ταξινόμησης, πράγμα που μπορεί να εντοπιστεί και στις υπόλοιπες ευφυείς μεθόδους είναι το over-fitting ή αλλιώς η υπερπροσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα του δείγματος εκπαίδευσης. Το συγκεκριμένο μειονέκτημα είναι σε θέση να κάμψει την προβλεπτική ικανότητα ενός μοντέλου βασιζομένου σε δένδρα απόφασης, ειδικά όταν αυτό καλείται να δώσει αποτελέσματα για εταιρείες με αρκετά διαφορετικά χαρακτηριστικά σε σχέση με αυτές που επιλέχθηκαν για την εκπαίδευση του

αλγόριθμοι. Ωστόσο, έρευνες ([114] **Kiang (2003)**) επισημαίνουν ότι όσο πιο μεγάλο δείγμα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση ενός μοντέλου, τόσο μεγαλώνει η καθολικότητά τους και η δυνατότητα εφαρμογής του για εταιρείες διαφορετικών κλάδων ή εταιρείες που έχουν πολύ διαφορετικά χαρακτηριστικά.

2.3.6.1) Αλγόριθμοι Αναδρομικής Διαφοροποίησης (Recursive Partitioning Algorithm)

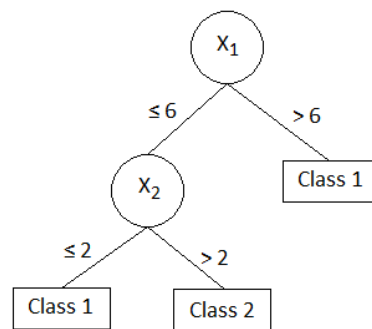
Η ιδέα του Αλγόριθμου Αναδρομικής Διαφοροποίησης (Recursive Partitioning Algorithm) αναπτύχθηκε από τον [101] [115] **Jerome H. Friedman (1975)** του πανεπιστημίου του Stanford το 1976, με σκοπό την χρήση του για κατηγοριοποίηση ενός δείγματος σε ομάδες. Το μοντέλο είναι εύκολο στην κατανόηση και στον υπολογισμό ενώ, φαίνεται να έχει ισχυρά στατιστικά αποτελέσματα. Η ολοκλήρωση του αλλά και η εφαρμογή του σε επιχειρήσεις συνέβη το 1985 από τους [116] **Halina Frydman, Edward I. Altman και Duen-Li Kao (1985)**, οι οποίοι μελέτησαν την χρηματοοικονομική ταξινόμηση επιχειρήσεων με βάση την χρηματοοικονομική δυσχέρεια. Η τελευταία θεωρητική προσέγγιση του μοντέλου έγινε το 1989 από τους [117] **Ran Barvin και Adi Raveh (1989)** που πρότειναν μια γενικευμένη προσέγγιση του αλγόριθμου. Στη συνέχεια ακολουθεί μια συνοπτική περιγραφή του τρόπου λειτουργίας του υποδείγματος και στις επόμενες ενότητες αναλύονται οι τρεις βασικές έρευνες που αναφέρθηκαν πάνω στον Αναδρομικό Αλγόριθμο Διαφοροποίησης.

Η χρήση του Αλγόριθμου Αναδρομικής Διαφοροποίησης είναι μία μη παραμετρική μέθοδος, η οποία έχει χρησιμοποιηθεί στη πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων. Προκειμένου να χρησιμοποιηθεί ένας αναδρομικός αλγόριθμος διαχωρισμού χρειάζεται:

- ένα συγκεκριμένο δείγμα επιχειρήσεων,
- τα χρηματοοικονομικά τους στοιχεία δηλαδή μια αντιπροσωπευτική ομάδα χρηματοοικονομικών δεικτών,

- ο αριθμός των ομάδων ταξινόμησης (για το πρόβλημα πρόβλεψης της αποτυχίας οι καθορισμένες ομάδες είναι δύο: ομάδα πτωχευμένων και ομάδα υγιών επιχειρήσεων),
- οι προκαθορισμένες πιθανότητες που ταξινομούν την κάθε επιχείρηση στις ομάδες ταξινόμησης και
- τέλος, το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης

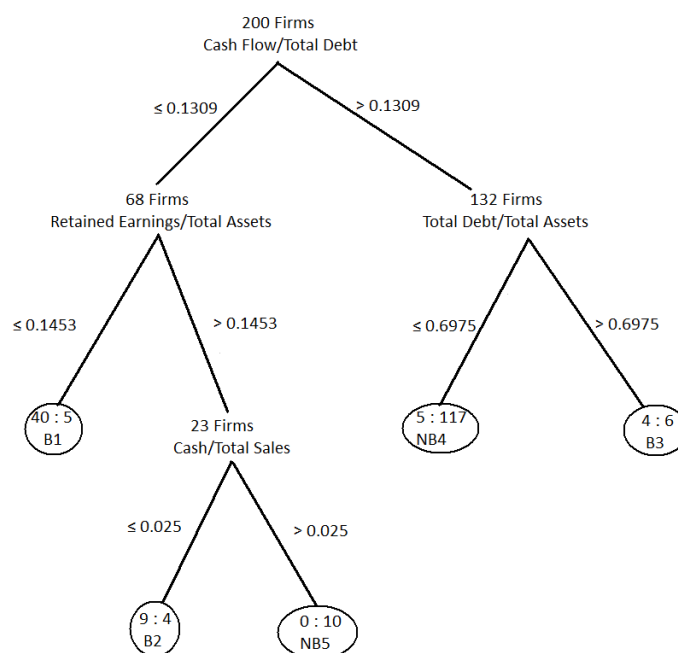
Έχοντας ως δεδομένα τα παραπάνω στοιχεία, το μοντέλο χρησιμοποιεί ένα δυαδικό δέντρο ταξινόμησης όπου ένας χρηματοοικονομικός δείκτης συνδέεται με έναν οποιοδήποτε κόμβο. Πρακτικά είναι αδύνατη η δημιουργία ενός δέντρου αποφάσεων από μια μήτρα (matrix) δεδομένων επειδή τα προβλήματα πτώχευσης απαιτούν πολυάριθμα πρωτογενή δεδομένα. Έτσι, η δημιουργία ενός τέτοιου δέντρου αποφάσεων γίνεται με τη βοήθεια ενός αλγόριθμου που είναι γνωστός ως αναδρομική διαφοροποίηση. Γενικά, η αναδρομική διαφοροποίηση (recursive partitioning) λειτουργεί με τη διαδικασία των διαδοχικών βημάτων, δηλαδή σε κάθε βήμα εξετάζεται μία μόνο μεταβλητή και καταλήγει στη διαμόρφωση μιας μήτρας, η οποία και εκφράζει την κατάταξη των ομάδων των εξεταζόμενων επιχειρήσεων. Το μοντέλο αυτό είναι έτσι κατασκευασμένο ώστε να διαχωρίζει διαδοχικά ένα σύνολο από δεδομένα σε υποσύνολα υψηλής ομοιογένειας μέχρις ότου να είναι αδύνατη η συνέχιση αυτής της διαδικασίας. Έτσι, σε κάθε στάδιο εξετάζονται όλοι οι συμπαράγοντες και επιλέγεται αυτός που δίνει το καλύτερο διαχωρισμό.



Η ρίζα του δέντρου που δημιουργείται από τον αλγόριθμο περιέχει το σύνολο των επιχειρήσεων του δείγματος ενώ σε ένα πρώτο επίπεδο δημιουργούνται δύο κόμβοι στους οποίους αυτές οι επιχειρήσεις διαχωρίζονται με βάση ένα βέλτιστο κανόνα απόφασης, ο οποίος επιλέγεται από τη μέθοδο. Νέα αντικείμενα καταβαίνουν από το δέντρο και πέφτουν μέσα σε ένα τελικό κόμβο όπου και αναγνωρίζονται ως προς την ένταξη τους στην ομάδα. Σε κάθε στάδιο ανάπτυξης του δυαδικού δέντρου το κριτήριο επιλογής του βέλτιστου κανόνα απόφασης είναι το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης. Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρις ότου το δέντρο να είναι ικανό να ταξινομή όλες τις επιχειρήσεις στις προκαθορισμένες ομάδες. Ακόμη, ο κίνδυνος των τελικών κόμβων

και ο κίνδυνος ολόκληρου του δέντρου υπολογίζονται μετά τη κατασκευή του δέντρου ταξινόμησης.

Ως δεδομένα εισαγωγής του RPA μοντέλου παίρνουμε ένα δείγμα δεδομένων N αντικειμένων, μαζί με την πραγματική ομάδα ταξινόμησής τους, καθώς και τις προδιαγραφές των προτέρων πιθανοτήτων και του κόστους των λανθασμένων ταξινομήσεων. Την πρότερη πιθανότητα ενός αντικειμένου της ομάδας i την συμβολίζουμε με π_i και το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης ενός αντικειμένου από την ομάδα i στην ομάδα j με C_{ij} .



Σχήμα - Δέντρο ταξινόμησης με βάση τα οικονομικά δεδομένα 200 επιχειρήσεων, τις πρότερες πιθανότητες των ομάδων πτώχευσης και μη πτώχευσης $(\pi_1, \pi_2) = (0.02, 0.98)$ και τα κόστη λανθασμένης ταξινόμησης $C_{12}=50, C_{21}=1$.

Το μοντέλο είναι υπό τη μορφή ενός δυαδικού δένδρου ταξινόμησης. Στο παραπάνω σχήμα παρουσιάζουμε ένα πραγματικό δέντρο, κατασκευασμένο από το RPA με βάση τα οικονομικά στοιχεία 200 πτωχευμένων (ομάδα 1) και μη πτωχευμένων (ομάδα 2) επιχειρήσεων, σύμφωνα με τις πρότερες πιθανότητες και τα κόστη ταξινόμησης. Οι επιχειρήσεις με τιμή της μεταβλητής διαχωρισμού μεγαλύτερη από την τιμή αποκοπής πηγαίνουν στα δεξιά. Το δέντρο έχει πέντε τερματικούς κόμβους οι οποίοι βρίσκονται σε κύκλο και αντιπροσωπεύουν την τελική κατάταξη των επιχειρήσεων. Οι 200 επιχειρήσεις κατανέμονται μεταξύ των τερματικών κόμβων ανάλογα με τα χρηματοοικονομικά τους χαρακτηριστικά, για παράδειγμα οι επιχειρήσεις με Ταμειακές Ροές / Συνολικά Χρέη ≤ 0.1309 και Συσσωρευμένα Κέρδη/ Σύνολο Ενεργητικού $\leq 0,1453$ πηγαίνουν στον πρώτο από αριστερά τερματικό κόμβο. Ο κόμβος αυτός είναι κόμβος της ομάδας 1 (πτώχευσης), συμβολίζεται με το γράμμα B και περιλαμβάνει 45 επιχειρήσεις εκ των

οποίων οι 40 ανήκουν στην ομάδα 1 και πέντε στην ομάδα 2. Οι τερματικοί κόμβοι της ομάδας 2 συμβολίζονται με NB. Οι αριθμοί μετά από τα γράμματα B και NB αγνοούνται προς το παρόν. Το δέντρο υπολογίζει λανθασμένα 5 πτωχευμένες και 15 μη πτωχευμένες επιχειρήσεις. Ο κίνδυνος της εκ νέου αντικατάστασης είναι $R(T) = 0,19$ και περιγράφεται παρακάτω.

Στην ουσία, το RPA μοντέλο χωρίζει έναν χώρο μεταβλητών σε πολλές ορθογώνιες περιοχές οι οποίες ορίζονται από τα χαρακτηριστικά των τερματικών κόμβων. Όλα τα αντικείμενα που πέφτουν σε ένα δεδομένο τερματικό κόμβο, δηλαδή μια δεδομένη περιοχή του μεταβλητού χώρου, εκχωρούνται στην ίδια ομάδα, π.χ., ο αριστερότερος κόμβος του δέντρου στο σχήμα 1 είναι κόμβος ομάδας 1 - προβληματικών επιχειρήσεων. Ένα νέο προς ταξινόμηση αντικείμενο κατεβαίνει προς τα κάτω στο δέντρο και εκχωρείται στην ομάδα με την οποία ταυτίζεται ο τερματικός κόμβος στον οποίο καταλήγει.

Οι τερματικοί κόμβοι ενός δέντρου ταξινόμησης εκχωρούνται σε ομάδες με τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται το αναμενόμενο κόστος λανθασμένης ταξινόμησης κάθε εκχώρησης. Ένας άλλος όρος για το κόστος αυτό, τον οποίο χρησιμοποιούμε στη συνέχεια, είναι κίνδυνος της εκ νέου αντικατάστασης (re-substitution risk). Θεωρούμε έναν τερματικό κόμβο t με $n_i(t)$ αντικείμενα από την ομάδα i και έστω N_i το συνολικό μέγεθος του αρχικού δείγματος για την ομάδα i ($i = 1, 2$). Τότε ο κίνδυνος εκχώρησης του κόμβου t στην ομάδα 1 ορίζεται ως $R_1(t) = C_{21}P(2,t) = C_{21} \pi_2 P(t/2) = C_{21} \pi_2 n_2(t)/N_2$, όπου $P(2,t)$ η πιθανότητα ένα αντικείμενο από την ομάδα 2 να πέσει στον κόμβο t και $P(t/2) = n_2(t)/N_2$ η δεσμευμένη πιθανότητα ενός αντικειμένου της ομάδας 2 να πέσει στον κόμβο t . Ομοίως, $R_2(t) = C_{12} \pi_1 n_1(t)/N_1$.

Ο τερματικός κόμβος t εκχωρείται τελικά στην ομάδα αυτή που αντιστοιχεί στον ελάχιστο κίνδυνο. Ο κανόνας εκχώρησης ακολουθεί επομένως τον κανόνα του Bayes και ο κίνδυνος του κόμβου t θα είναι $R(t) = \min \{R_1(t), R_2(t)\}$. Ο κίνδυνος του συνολικού δέντρου T συμβολίζεται με $R(T)$ και είναι το άθροισμα των κινδύνων των τερματικών του κόμβων.

Αν $C_{12} = C_{21} = 1$ και $\pi_i = N_i/N$, ($i = 1, 2$), δηλαδή αν οι πρότερες πιθανότητες είναι οι αρχικές αναλογίες του δείγματος για τα αντικείμενα των ομάδων 1 και 2, τότε ο κίνδυνος $R_i(t) = n_i(t)/N$ είναι ουσιαστικά μια αναλογία του δείγματος για τα αντικείμενα της ομάδας i να πέφτουν στον κόμβο t . Στην περίπτωση αυτή, ο κανόνας εκχώρησης γίνεται απλός: κάθε τερματικός κόμβος εκχωρείται στην ομάδα η οποία έχει πλειοψηφική αντιπροσώπευση σε αυτόν και ο κίνδυνος του δέντρου είναι απλά το συνολικό ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης του δέντρου.

2.3.7) Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (Data Envelopment Analysis – DEA)

Μία από τις πλέον αναπτυσσόμενες μεθόδους για την αποτίμηση της αποδοτικότητας ενός συνόλου συγκρίσιμων και ομοιογενών επιχειρήσεων, πέραν των παραδοσιακών οικονομετρικών μεθόδων, είναι η Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (Data Envelopment Analysis). Η μέθοδος αυτή αναπτύχθηκε από τους [118] **Charnes, Cooper και Rhodes (1978)** και είναι μια μη παραμετρική μέθοδος γραμμικού προγραμματισμού, ανήκει στο ευρύτερο σύνολο των μεθόδων από την επιχειρησιακή έρευνα, η οποία υπολογίζει το όριο της αποδοτικότητας και της παραγωγής ενός συνόλου μονάδων παραγωγής και επιτυγχάνει να διαχωρίσει αυτές σε αποδοτικές ή μη. Οι [119] **Pendharkar (2002)**, [120] **Cielen et al (2004)**, και [121] [122] **Premachandra et al. (2009, 2011)** επίσης χρησιμοποίησαν την περιβάλλουσα ανάλυσης δεδομένων ως ένα εργαλείο για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας.

Το υπόδειγμα μιας DEA μπορεί να συμπεριλάβει μεγάλο αριθμό δεδομένων εισόδου και εξόδου, με ή χωρίς συσχέτιση μεταξύ τους, που μπορεί να μετριοούνται με διαφορετικές μονάδες και να τα συγκρίνει με αντίστοιχα δεδομένα ανταγωνιστικών επιχειρήσεων. Από την άλλη μεριά, αποτελεί μια μέθοδο οριακού σημείου, δηλαδή, με σφάλματα μέτρησης. Συγκρίνει αποδοτικότητες μεταξύ επιχειρήσεων αλλά, δεν μπορεί να υπολογίσει ένα θεωρητικό μέγιστο για την αποδοτικότητα μιας επιχείρησης.

Σαν στόχο αυτής της μεθόδου μπορούμε να θεωρήσουμε τον προσδιορισμό της αποδοτικότητας μιας μονάδας απόφασης ή αλλιώς decision making unit (DMU_j). Ως «έξοδο» της συγκεκριμένης ανάλυσης θεωρούμε τον λόγο (όπως ανέφερε στην έρευνά του ο [118] **Charnes et al. (1978)**:

$$\text{αποδοτικότητα} = \text{εκροή}_j / \text{εισροή}_j,$$

Με τον τρόπο αυτό τίθενται τα όρια αποδεκτής αποδοτικότητας ή αντίστοιχα μη αποδεκτής.

Συνοψίζοντας, κάνουμε μια αναφορά στα γενικότερα πλεονεκτήματα της μεθόδου DEA:

- Θεωρείται μη-παραμετρική μέθοδος, πράγμα που δίνει μεγαλύτερη ευκολία και ταχύτητα στην εκτέλεση.
- Δεν απαιτεί στατιστικές υποθέσεις για κατανομή δεδομένων ή μήτρα διακυμάνσεων / συνδιακυμάνσεων.

- Δεν απαιτεί την ύπαρξη δείγματος μεγάλου μεγέθους.
- Η μέθοδος αυτή είναι εύκολα ερμηνεύσιμη από μη-επιστήμονες ή μαθηματικούς. Αυτό σημαίνει ότι τα στελέχη μιας προβληματικής εταιρείας μπορούν εύκολα να καταφύγουν σε αυτή τη μέθοδο ώστε να εντοπίσουν τον παράγοντα που οδηγεί την εταιρεία σε αποτυχία. ([122] **Premachandra et al., (2009)**)

2.3.8) Άλλες Τεχνικές

Εκτός από τις παραπάνω σημαντικές μεθόδους πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας, υπάρχουν και διάφορες άλλες.

- Για παράδειγμα, οι [123] **Sarkar** και **Sriram (2001)**, [80] **Gesel et al. (2006)**, οι [124] **Sun** και **Shenoy (2007)**, και ο [125] **Wu (2011)** εφάρμοσαν Μπεϋσιανό (Bayesian - kernel classifier) ταξινομητή για την έγκαιρη προειδοποίηση των επιχειρηματικών αποτυχιών.
- Ο [126] **Kwak et al. (2011)** πρότεινε μια μέθοδο πολλαπλών κριτηρίων γραμμικού προγραμματισμού (MCLP-Multiple Criteria Linear Programming) για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με δεδομένα από κορεάτικες εταιρίες, και ανέφερε ότι η MCLP ήταν το ίδιο αποτελεσματική όπως οι μέθοδοι MDA και Logit και ίδιας τάξης μεγέθους αποτελεσματικότητας με DT και SVM.
- Οι [127] **Ryu** και **Yue (2005)** ανέπτυξαν ένα νέο μοντέλο μαθηματικού προγραμματισμού που ονομάζεται Ισοτονικός Διαχωρισμός (IS) για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας, η οποία ξεπέρασε σε αποτελεσματικότητα τις MDA, NN, DT, και RS στον έλεγχο πτώχευσης με δεδομένα από εταιρείες στη Βόρεια Αμερική. Η μέθοδος αυτή (IS) είναι διαφορετική από τις γνωστές μεθόδους στατιστικής ανάλυσης επιβίωσης κατά το ότι είναι σε θέση να προβλέψει ένα πλαίσιο χρόνου επιβίωσης ενός δείγματος εταιρειών. Ο [128] [132] **Chandrasekaran et al.(2004)** επέκτεινε περαιτέρω την έρευνα για τη μέθοδο του Ισοτονικού Διαχωρισμού ώστε να καταστεί εφαρμόσιμο σε προβλήματα παλινδρόμησης.

2.4) Σχόλια σχετικά με τις ενιαίες μεθόδους πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας

Οι μέθοδοι πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας έχουν η καθεμία τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά της. Οι στατιστικές μέθοδοι έχουν περιορισμούς όσον αφορά τις στατιστικές υποθέσεις αλλά μπορούν να αποκτήσουν μια δομική μορφή που είναι ταιριαστή στο εκάστοτε σύνολο δεδομένων που είναι για «εκπαίδευση» του μοντέλου.

Εν αντιθέσει με τα στατιστικά μοντέλα, οι έξυπνες μέθοδοι ταξινόμησης δεν υπόκεινται στις στατιστικές υποθέσεις και μπορούν να δημιουργήσουν μοντέλα πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας για πιο περίπλοκα σύνολα δεδομένων. Το μειονέκτημά τους όμως είναι ότι η διαδικασία εκμάθησης των συγκεκριμένων μοντέλων τείνει να γίνεται περισσότερο περίπλοκη σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους. Αναλυτικότερα, αναφέρουμε το εξής: Η μέθοδος CBR δεν χρειάζεται διαδικασία εκμάθησης πριν εφαρμοστεί για πρόβλεψη, εν αντιθέσει με τις άλλες έξυπνες μεθόδους που χρειάζονται εκμάθηση πριν την εφαρμογή.

Σημαντική διαφορά παίζει και η ρύθμιση των παραμέτρων. Η μέθοδος των δέντρων απόφασης, DT, έχει το πλεονέκτημα ότι δεν απαιτεί ρύθμιση κάποιων παραμέτρων πριν την εκμάθηση, ενώ οι άλλες υπολογιστικές μέθοδοι το απαιτούν, με αποτέλεσμα να επηρεάζεται σημαντικά η απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας.

Τέλος, για τις μεθόδους των νευρωνικών δικτύων και των εξελικτικών αλγορίθμων ο αριθμός των «εκπαιδεύσεων» των μοντέλων οδηγεί σε διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης, για συγκεκριμένο βαθμό τυχαιότητας στη διαδικασία εκμάθησης.

Γενικό συμπέρασμα μετά από την ανάλυση των «έξυπνων» τεχνικών, είναι ότι οι μέθοδοι αυτοί αποτελούν πολύ χρήσιμα εργαλεία υψηλής απόδοσης. Ειδικά δε αν συνδυαστούν μεταξύ τους (υβριδικές τεχνικές), μεγιστοποιείται το αποτέλεσμα. Επομένως μεγάλη έμφαση θα πρέπει να δίνεται στη διαδικασία συνδυασμού διαφορετικών μεθόδων, ώστε να προκύψει μια υβριδική η οποία θα δίνει αυξημένο σκορ σε σχέση με τις δύο αρχικές εκ των οποίων προήλθε.

ΜΕΡΟΣ II:

ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΤΟΥ ΤΡΟΠΟΥ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ

Στο **τρίτο κεφάλαιο** η συζήτηση εστιάζει στον καθορισμό του δείγματος. Συγκεκριμένα αναφέρεται η προέλευση του δείγματος των εταιρειών (Χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης), ο κλάδος και τα χαρακτηριστικά των εταιρειών αυτών, και το οικονομικό κλίμα την περίοδο κατά τη λειτουργία τους. Υπάρχει λεπτομερής ανάλυση σχετικά με τον τρόπο επεξεργασίας των οικονομικών πληροφοριών από τις καταστάσεις που δημοσιεύονται στον ιστότοπο του εν λόγω χρηματιστηρίου, ποια μεγέθη είναι πιο σημαντικά από τις καταστάσεις αυτές και σε τι χρηματοοικονομικούς δείκτες καταλήγουμε, με βάση κάποια μελέτη στη βιβλιογραφία, ώστε να γίνει κάποια αρχική αξιολόγηση (Pre-Analysis) των εταιρειών σε επιτυχημένες και μη-επιτυχημένες, που θα μας βοηθήσει στη σύγκριση με τα αποτελέσματα του μοντέλου LOGIT, αλλά και του μοντέλου τεχνητών νευρωνικών δικτύων στο επόμενο κεφάλαιο.

3.1) Προέλευση και χαρακτηριστικά του προς επεξεργασία δείγματος.

Το δείγμα των εταιρειών που χρησιμοποιήθηκε για την επεξεργασία αποτελείται από τις εταιρείες χημικών και βιομηχανικών μετάλλων που είναι εισηγμένες στο Χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης, και αφορά σε δύο διαφορετικές χρονικές περιόδους. Ως πρώτη περίοδο αναφέρονται τα έτη 2005-2009, και ως δεύτερη περίοδο τα έτη 2010-2014. Από εδώ και στο εξής θα αναφέρονται απλά ως πρώτη και δεύτερη περίοδος.

Ο κλάδος των χημικών αποτελείται από 57 εταιρείες που δραστηριοποιούνται στην παραγωγή, επεξεργασία και μεταποίηση βιομηχανικών χημικών και αερίων, πετροχημικών, υγρών υδρογονανθράκων, βινυλίου, ρητίνης, χρωμάτων, εκρηκτικών, και άλλων βασικών χημικών προϊόντων, πολυμερών, εντομοκτόνων, φυτοφαρμάκων, και γενικά διαφόρων υλικών προϊόντων χημικής επεξεργασίας τόσο για οικιακή χρήση, όσο και για αυστηρά βιομηχανική.

Ο κλάδος των βιομηχανικών μετάλλων έχει κυρίως εταιρείες που δραστηριοποιούνται στην εξόρυξη ή και παραγωγή μετάλλων με σημαντικές ιδιότητες και που είναι χρήσιμα ως πρώτες ύλες για άλλους κλάδους παραγωγής υλικών ή βιομηχανίες ανώτερου επιπέδου. Επίσης υπάρχουν και οι εταιρείες που ασχολούνται με την εξόρυξη πολύτιμων μετάλλων. Για την ανάλυσή μας χρησιμοποιήσαμε δείγμα 27 εταιρειών του κλάδου αυτού.

Στο σημείο αυτό αξίζει να αναφερθούμε στο κύριο γεγονός που χαρακτηρίζει το οικονομικό περιβάλλον δραστηριοποίησης των εταιρειών αυτών, που δεν είναι άλλο από την οικονομική κρίση του 2007-2008. Η Διεθνής Χρηματοπιστωτική Κρίση του είναι μια παγκόσμια κατάσταση απειλούμενης οικονομικής ύφεσης στον ευρύτερο χρηματοπιστωτικό και τραπεζικό τομέα με γενεσιουργό χώρα τις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής. Η κρίση αυτή προέκυψε μετά το ξέσπασμα των προβλημάτων στην αγορά στεγαστικών δανείων χαμηλής εξασφάλισης και την αλόγιστη χρήση δομημένων επενδυτικών προϊόντων που εξαρτώνταν άμεσα από τη δυνατότητα αποπληρωμής των δανείων από τα οποία παράγονταν. Τα γεγονότα που χαρακτήρισαν την περίοδο αυτή προκάλεσαν ένα "ντόμινο" αλυσιδωτών αντιδράσεων στον αμερικανικό και ευρωπαϊκό τραπεζικό και κτηματομεσιτικό τομέα.

Χαρακτηριστικά αυτής της γενικευμένης κατάστασης είναι ο κίνδυνος κατάρρευσης τραπεζών από φημολογία, πώληση άλλων σε ιδιαίτερα χαμηλό τίμημα και άσκηση νομισματικής πολιτικής από τις Κεντρικές Τράπεζες με σκοπό τη

διάσωση του χρηματοοικονομικού συστήματος και όχι για τη διασφάλιση των τιμών, όπως παραδοσιακά οφείλουν να πράττουν. Ζημιωμένα βγήκαν τα συστήματα που εκτέθηκαν στα "τοξικά", όπως χαρακτηρίστηκαν, ομόλογα, συστήματα που στρέφονται πλέον προς ένα νέο κρατικό παρεμβατισμό, παράλληλα με την κατάρτιση σχεδίων επίλυσης της κρίσης προτού επεκταθεί στην ευρύτερη οικονομία των κρατών που επλήγησαν.

Όπως είναι φυσικό, το περιβάλλον αυτό επηρέασε τα οικονομικά μεγέθη των εταιρειών που μελετήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, πράγμα που θα φανεί και αργότερα στο επόμενο κεφάλαιο στο σχολιασμό των αποτελεσμάτων.

3.2) Τρόπος επεξεργασίας των οικονομικών πληροφοριών.

Πηγή των οικονομικών πληροφοριών για τις εταιρείες που χρησιμοποιήθηκαν δεν ήταν άλλη από την επίσημη ιστοσελίδα του Χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης (www.nyse.com). Όπως φαίνεται και στην παρακάτω εικόνα, ο χρήστης μπορεί να επιλέξει βιομηχανία (industry), υπερκλάδο (supersector), κλάδο (sector) και υποκλάδο (subsector) εταιρειών. Αμέσως μετά εμφανίζονται οι εταιρείες με αλφαβητική σειρά.

The screenshot shows the NYSE website's 'Listings Directory' page. The browser address bar shows the URL: www1.nyse.com/about/listed/lc_ny_industry_2.html?supersector=12&ListedComp=All. The page title is 'Listings Directory' and it includes navigation links for 'Home', 'Listings', and 'Listings Directory / NYSE /'. There are also links for 'Home', 'ICE', 'HELP', 'CONTACT', 'SYMBOL LOOKUP', and 'LISTING DIRECTORY'. Below the navigation, there are tabs for 'Overview', 'Name', 'Region', 'Industry', 'Listing Date', and 'Issue Type'. The 'Industry' tab is selected, and a dropdown menu is open showing 'Chemicals' as the selected supersector. Below the dropdown, there are fields for 'Sector' and 'Subsector', both with 'Select a Sector' and 'Select a Subsector' respectively. A 'GO >>' button is visible. A message states: 'Market data is temporarily unavailable. Check again later.' Below this, a table lists companies with columns for Name, Symbol, Listing, Last Trade, Date/Time, Volume, Change, and % Change. The table is sorted alphabetically by Name.

Name	Symbol	Listing	Last Trade	Date/Time	Volume	Change	% Change
A							
Agrium Inc.	AGU						
Air Products and Chemicals, Inc.	APD						
Airgas, Inc.	ARG						
Albemarle Corporation	ALB						
American Vanguard Corporation	AVD						
Arch Chemicals, Inc.	ARJ						
Ashland Inc.	ASH						
Avery Dennison Corporation	AVY						
Axiall Corporation	AXLLWM						
B							
BioAmber Inc.	BIOA						
BioAmber Inc.	BIOAU						
BioAmber Inc.	BIOAWS						
Braskem S.A.	BAK						

Μετά από επιλογή κάποιας από τις διαθέσιμες εταιρείες με βάσει τα κριτήρια που ήδη εισήχθησαν ο χρήστης βλέπει τα οικονομικά μεγέθη που

αντιστοιχούν στα Balance Sheet, Income Statement, Cash Flow, όπως φαίνεται στην επόμενη εικόνα.

KEY FINANCIAL DATA

QUOTE INC STATEMENT **BALANCE SHEET** CASH FLOW

Agrium Inc AGU

Statement Type: Annual Data Type: As of Reported Show Report Dates: Ascending Time Period: 2010-2014 View: \$ % Export

Fiscal year ends in December
USD in Million except per share data

	2010-12	2011	2013-12	2014-12
Assets				
▼ Current assets				
▼ Cash				
Cash and cash equiva...	311	1,346	726	848
Short-term investments	232	—	—	94
Total cash	543	1,346	726	942
Receivables	1,596	1,866	2,129	1,770
Inventories	2,502	2,956	3,129	3,505
Deferred income taxes	113	—	—	—
Prepaid expenses	848	643	749	710
Other current assets	1,392	324	1,979	471
Total current assets	6,994	7,135	8,712	7,398
▼ Non-current assets				
▼ Property, plant and eq...				

Για να υπάρχει τυποποίηση στα οικονομικά μεγέθη και να είναι εύκολη η επεξεργασία από λογισμικά μαζικής επεξεργασίας λογιστικών φύλλων εταιρειών, οι αριθμοί αντιπροσωπεύουν κοινή νομισματική μονάδα, και εν προκειμένω: million USD (σε εκατομμύρια δολαρίων ΗΠΑ).

Η πρώτη φάση επεξεργασίας των διαθέσιμων οικονομικών μεγεθών είναι η εξαγωγή των στοιχείων που φαίνονται στην εικόνα υπό μορφή λογιστικού φύλλου. Οι τρεις καταστάσεις (Balance Sheet, Income Statement, Cash Flow) εξάγονται σε 3 διαφορετικά λογιστικά φύλλα, η μορφή των οποίων φαίνεται στις παρακάτω εικόνες. Επίσης, υπάρχει η δυνατότητα επιλογής δύο διαφορετικών χρονικών περιόδων, είτε 2005-09 ή 2010-2014, επομένως συνολικά οι διαθέσιμοι συνδυασμοί αρχείων οικονομικών δεδομένων που μπορούν να εξαχθούν για κάθε εταιρεία, με την προϋπόθεση ότι η εταιρεία αυτή ήταν δραστήρια την τελευταία δεκαετία, είναι 6.

	2010-12	2011-12	2012-12	2013-12	2014-12
AGRIUM INC (AGU) CashFlowFlag BALANCE SHEET					
Fiscal year ends in Decem	2010-12	2011-12	2012-12	2013-12	2014-12
Assets					
Current assets					
Cash					
Cash and cash equivalent:	311	1346	726	801	848
Short-term investments	232			104	94
Total cash	543	1346	726	905	942
Receivables	1596	1866	2129	1870	1770
Inventories	2502	2956	3129	3413	3505
Deferred income taxes	113				
Prepaid expenses	848	643	749	805	710
Other current assets	1392	324	1979	515	471
Total current assets	6994	7135	8712	7508	7398
Non-current assets					
Property, plant and equipment					
Gross property, plant and	4381	4992	6473	7720	9152
Accumulated Depreciatio	-2282	-2459	-2775	-2760	-2880
Net property, plant and e	2099	2533	3698	4960	6272
Equity and other investm	391	355	382	713	645
Goodwill	2463	2277	2349	1958	2014
Intangible assets	619	678	636	738	695
Deferred income taxes	14	63	70	75	75
Other long-term assets	137	99	130	25	9

Στην παραπάνω εικόνα φαίνεται το λογιστικό φύλλο της κατάστασης ισολογισμού (balance sheet) μιας εταιρείας που χρησιμοποιήθηκε για την παρούσα εργασία. Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για το μοντέλο LOGIT και την προ-ανάλυση ήταν:

- Current assets
- Total assets
- Current liabilities
- Total liabilities
- Inventories
- Total Stockholder's Equity

	A	B	C	D	E	F
1	AGRIUM INC (AGU) Statement of CASH FLOW					
2	Fiscal year ends in December	2010-12	2011-12	2012-12	2013-12	2014-12
3	Cash Flows From Operating Activities					
4	Depreciation & amortization	334	381	444	472	550
5	Investment/asset impairment charges		61		220	
6	Investments losses (gains)	-52				
7	Deferred income taxes	14	150	-33		
8	Stock based compensation	110	-51	108	-7	50
9	Accounts receivable	-197	-550		166	14
10	Inventory	-39	-495	-91	46	-185
11	Prepaid expenses	-267	229	-118	-34	84
12	Accounts payable	-153	96		333	-8
13	Other working capital	7	-11	225	25	
14	Other non-cash items	566	1421	1584	546	807
15	Net cash provided by operat	323	1231	2119	1767	1312
16	Cash Flows From Investing Activities					
17	Investments in property, pla	-441	-663	-1282	-1816	-2132
18	Acquisitions, net	-1246	538	-2014	1196	-179
19	Purchases of investments		-61	-24	-171	-116
20	Sales/Maturities of investme	142	36		82	123
21	Other investing activities	-2	15	-18	28	236
22	Net cash used for investing a	-1547	-135	-3338	-681	-2068

Στην παραπάνω εικόνα φαίνεται το λογιστικό φύλλο της κατάστασης Cash Flow μιας εταιρείας που χρησιμοποιήθηκε για την παρούσα εργασία. Το πιο χρήσιμο στοιχείο που χρησιμοποιήθηκε για το μοντέλο LOGIT και την προ-ανάλυση ήταν το Net Cash provided by operating activities. Αντίστοιχα, από την επόμενη εικόνα η οποία αντιστοιχεί στην κατάσταση Income Statement της εταιρείας, το σημαντικότερο στοιχείο το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την έρευνα ήταν το Net Income.

	2010-12	2011-12	2012-12	2013-12	2014-12
1 AGRIMUM INC (AGU) CashFlowFlag INCOME STATEMENT					
2 Fiscal year ends in December. USD in					
3 Revenue	10520	15470	16686	15727	16042
4 Cost of revenue	7869	11137	12192	11954	12490
5 Gross profit	2651	4333	4494	3773	3552
6 Operating expenses					
7 Sales, General and administrative	1429	2008	2223	2205	2397
8 Restructuring, merger and acquisition	45				
9 Other operating expenses	74	102	49	-13	62
10 Total operating expenses	1548	2110	2272	2192	2459
11 Operating income	1103	2223	2222	1581	1093
12 Interest Expense	107	101	89	145	62
13 Other income (expense)		-59	-40	38	-3
14 Income before taxes	996	2063	2093	1474	1028
15 Provision for income taxes	265	555	595	394	230
16 Net income from continuing operations	731	1508	1498	1080	798
17 Net income from discontinued operations	17	122	17	78	

Από τα δεδομένα των λογιστικών φύλλων των εταιρειών και με τη χρήση κατάλληλων συναρτήσεων υπολογίστηκαν τόσο οι χρηματοοικονομικοί δείκτες, τα δεδομένα των οποίων οδήγησαν στον αρχικό διαχωρισμό σε οικονομικά επιτυχημένες ή δυσχερείς, όσο και οι μεταβλητές που εισήχθησαν ως εξαρτημένες μεταβλητές για το μοντέλο LOGIT και τον υπολογισμό της πιθανότητας αποτυχίας, όπως θα φανεί στο επόμενο κεφάλαιο.

3.3) Εμπειρική επιλογή χρηματοοικονομικών δεικτών ως μεταβλητές και περιορισμοί, σύμφωνα με πρότυπη βιβλιογραφία.

Η χρήση των χρηματοοικονομικών δεικτών ως παράγοντες της οικονομικής ευρωστίας των τραπεζών είναι μια διαδικασία πολύ συνηθισμένη μεταξύ ερευνητών της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας. Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες είναι συνήθως κάποιοι λόγοι, και άρα, μαθηματικές σχέσεις μεταξύ οικονομικών μεγεθών των επιχειρήσεων και οι τιμές τους οδηγούν σε συμπεράσματα σχετικά με τα χαρακτηριστικά και τις τάσεις των επιχειρήσεων. Αξίζει να σημειωθεί ότι χρησιμοποιούνται για την ανάλυση τόσο των ιστορικών στοιχείων (διαπίστωση της τρέχουσας κατάστασης) όσο και των προϋπολογιστικών μεγεθών (εκτίμηση προοπτικών στη βάση των προγραμματιζόμενων παρεμβάσεων).

Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες μπορούν να υπολογιστούν πολύ εύκολα, αν ο ερευνητής έχει πρόσβαση στα βασικά οικονομικά μεγέθη μιας επιχείρησης. Πιο σημαντικό όμως πλεονέκτημα, πέραν της ευκολίας υπολογισμού, είναι ότι επιτρέπουν συγκρίσεις ανεξάρτητα από το μέγεθος των επιμέρους επιχειρήσεων. Ο λόγος που αυτό είναι τόσο σημαντικό είναι γιατί είναι δυνατή η ανάλυση διαστρωματικών και διαχρονικών δεδομένων μεταξύ αρκετά ετερογενών επιχειρήσεων. Έτσι ο ερευνητής ή ο επενδυτής χρησιμοποιώντας τους δείκτες ως εργαλεία θα είναι σε θέση: Να αποτιμήσει την αξία και να εκτιμήσει τη βιωσιμότητα μιας οικονομικής μονάδας, και σε περίπτωση που αυτή είναι ισχνή, να προβλέψει τη χρεωκοπία της. Επιπλέον θα μπορεί να εκτιμήσει την αποτελεσματικότητα ενός επενδυτικού σχεδίου και την έκβασή του για την επιχείρηση.

Στις πιο πάνω εφαρμογές, οι δείκτες άλλοτε χρησιμοποιούνται στα πλαίσια μιας ποιοτικής ανάλυσης και άλλοτε ως μεταβλητές συγκεκριμένων υποδειγμάτων, τα οποία συνήθως εκφράζουν γραμμικές σχέσεις μεταξύ των παραμέτρων που περιλαμβάνονται σε αυτά. Στη δεύτερη περίπτωση, είναι αναγκαίο να εξετάζεται κατά πόσο οι ιδιότητες των κατανομών των δεικτών, που χρησιμοποιούνται ως μεταβλητές, ικανοποιούν τις υποθέσεις του αντίστοιχου υποδείγματος. Για παράδειγμα, ο υπολογισμός των συντελεστών α και β της σχέσης $Y = \alpha + \beta X$ με τη μέθοδο των ελάχιστων τετραγώνων, προϋποθέτει μεταξύ άλλων ότι οι τιμές της X και της Y κατανέμονται κανονικά.

Ενδεικτικά, αναφέρονται κάποιοι από τους συνηθισμένους περιορισμούς ως προς τη χρήση των δεικτών για τη χρηματοοικονομική ανάλυση, γιατί αν τα προβλήματα που προκύπτουν από τη χρήση δεικτών δεν αντιμετωπιστούν,

ελλοχεύει ο κίνδυνος προσδιορισμού παραπλανητικών τιμών που ενδεχομένως να οδηγήσουν σε λάθος ανάλυση.

- Αρνητικοί παρανομαστές ή αριθμητές.
- Ακραίες τιμές, που οφείλονται σε λανθασμένη καταχώρηση ή συγκυριακή επικράτηση ασυνήθιστων τιμών των αντίστοιχων παραμέτρων.
- Όταν τα μεγέθη που είναι στον παρονομαστή ενός χρηματοοικονομικού δείκτη είναι πολύ μικρά, οι δείκτες απειρίζονται.
- Λανθασμένες λογιστικές ταξινομήσεις.

Αν συμβαίνει κάποιο από τα παραπάνω, το πρόβλημα δύναται να αντιμετωπιστεί χρησιμοποιώντας εναλλακτικούς δείκτες (οι οποίοι θα έχουν αντίστοιχο πληροφοριακό περιεχόμενο άλλα να συσχετίζουν παραμέτρους που δεν παρουσιάζουν ανάλογα προβλήματα) ή με απαλοιφή των ακραίων τιμών των παραμέτρων ή με απαλοιφή των δεικτών που παρουσιάζουν ακραίες τιμές. Στην περίπτωση απαλοιφής των δεικτών αυτών θα πρέπει να γίνεται με σύνεση, ούτως ώστε να αποφεύγεται η απόκρυψη πληροφοριών για τα οικονομικά δεδομένα μιας επιχείρησης.

3.4) Οι πιο σημαντικοί δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν για την επεξεργασία των επιχειρήσεων

Η ρευστότητα είναι η ικανότητα της επιχείρησης να ανταπεξέρχεται στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της και υποδηλώνει τη δυνατότητα μετατροπής των ενεργητικών στοιχείων της σε διαθέσιμα. Από την προηγούμενη πρόταση γίνεται κατανοητό ότι οι χρηματοοικονομικοί αναλυτές επιθυμούν οι επιχειρήσεις να έχουν υψηλή ρευστότητα, γιατί αυτό σημαίνει ότι η επιχείρηση έχει τη δυνατότητα να ικανοποιήσει τους προμηθευτές και πιστωτές της άμεσα. Όμως, δεν είναι επιθυμητή η υπερβάλλουσα ρευστότητα, γιατί αυτό υποδεικνύει ότι η διοίκηση της επιχείρησης δεν έχει μέχρι τώρα εκμεταλλευτεί ευκαιρίες που παρουσιάζονται στην αγορά. Φυσικά, δεν μπορούμε να παραβλέψουμε το γεγονός ότι η ύπαρξη ρευστότητας βοηθά την επιχείρηση να καλύπτει τις υποχρεώσεις της, να αποφεύγει τον κίνδυνο δυσφήμισης και να καλλιεργεί σχέσεις εμπιστοσύνης με τους προμηθευτές της. Οπότε και η ανάλυση των αριθμοδεικτών ρευστότητας αποτελεί πολύ σημαντικό εργαλείο για την διοίκηση της επιχείρησης.

- Γενική Ρευστότητα

Ο αριθμοδείκτης γενικής ρευστότητας υπολογίζεται κάνοντας την ακόλουθη πράξη:

Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις.

Ο αριθμοδείκτης γενικής ρευστότητας δείχνει την δυνατότητα της επιχείρησης να ανταποκρίνεται στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της βασιζόμενη στα κυκλοφοριακά της στοιχεία. Στον αριθμητή του κλάσματος θα μπορούσαν να ενταχθούν τα διαθέσιμα, τα χρεόγραφα, οι απαιτήσεις, τα αποθέματα, οι προκαταβολές των προμηθευτών και οι μεταβατικοί λογαριασμοί ενεργητικού. Ενώ, στον παρανομαστή περιλαμβάνονται τα βραχυπρόθεσμα δάνεια των τραπεζών, οι προκαταβολές των πελατών, οι πιστώσεις των προμηθευτών, τα μερίσματα πληρωτέα, οι φόροι πληρωτέοι, οι υποχρεώσεις της επιχείρησης που αναμένονται να πληρωθούν σε σύντομο χρονικό διάστημα, καθώς και οι μεταβατικοί

λογαριασμοί Παθητικού. Ο χρηματοοικονομικός αναλυτής επιθυμεί υψηλούς αριθμοδείκτες γενικής ρευστότητας, αν είναι και δυνατόν μεγαλύτερος του 2, γιατί αυτό αποδεικνύει υψηλή ρευστότητα της επιχείρησης και μπορεί να ανταποκριθεί πλήρως στις υποχρεώσεις της. Μπορούμε να διακρίνουμε τις ακόλουθες περιπτώσεις:

- = 1, τότε θεωρείται κακός δείκτης και σημαίνει ότι η επιχείρηση έχει πρόβλημα αφερεγγυότητας.
 - 1-2, τότε θεωρείται ένας σχετικά ικανοποιητικός δείκτης.
 - 2-3, τότε θεωρείται ένας πολύ καλός δείκτης, και τέλος αν είναι
 - >3, τότε παραείναι ψηλός δείκτης και τα κεφάλαια της επιχείρησης δεν χρησιμοποιούνται αποδοτικά και πιθανόν να είναι αδρανή.
-
- Ειδική Ρευστότητα (Άμεση)

Ο συγκεκριμένος αριθμοδείκτης είναι παρεμφερής με τον προηγούμενο. Απλά από το κλάσμα χρειάζεται να αφαιρέσουμε τα αποθέματα από τον αριθμητή και τις προκαταβολές πελατών από τον παρανομαστή. Ο τύπος γίνεται:

[Κυκλοφορούν Ενεργητικό – Αποθέματα] / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

Ο δείκτης αυτός, αποτελεί ένα πολύ πιο αυστηρό κριτήριο ρευστότητας της επιχείρησης και αυτό γιατί τα αποθέματα από όλα τα κυκλοφορούντα περιουσιακά στοιχεία είναι τα πιο δύσκολα στη ρευστοποίηση τους. Ο αριθμοδείκτης ειδικής ρευστότητας αποτελεί καλύτερη ένδειξη για τον αναλυτή, σε σχέση με τον αριθμοδείκτη γενικής ρευστότητας, όσον αφορά την ικανότητα της επιχείρησης να ανταπεξέλθει στις τρέχουσες υποχρεώσεις της, γιατί μας δείχνει πόσες φορές τα ταχέως ρευστοποιήσιμα στοιχεία της επιχείρησης είναι σε θέση να καλύψουν τις βραχυχρόνιες υποχρεώσεις της.

- Ταμειακή Ρευστότητα

Ο αριθμοδείκτης ταμειακής ρευστότητας μας δείχνει κατά πόσο τα ρευστά διαθέσιμα μίας επιχείρησης επαρκούν για να καλύψουν τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της. Δηλαδή, μας δείχνει την ικανότητα της επιχείρησης να εξοφλήσει τις τρέχουσες υποχρεώσεις της, χρησιμοποιώντας μόνο τα μετρητά που έχει στη διάθεση της. Να σημειωθεί ότι στα διαθέσιμα περιλαμβάνονται τα μετρητά στο ταμείο, οι καταθέσεις όψεως, τα τοκομερίδια που έληξαν, οι επιταγές, το συνάλλαγμα και τα εισηγμένα στο χρηματιστήριο χρεόγραφα. Ο τύπος της ταμειακής ρευστότητας είναι:

Διαθέσιμα / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

- ROE: To return on equity (Απόδοση Ιδίων Κεφαλαίων - ROE)

Είναι χρηματοοικονομικός δείκτης που μετράει την απόδοση μιας εταιρείας (net income ή καθαρά έσοδα) ως ποσοστό του equity (των μετοχών) της ίδιας εταιρείας. Ένα υψηλό ROE σηματοδοτεί πιθανότητα για μεγάλο μέρισμα ανά μετοχή και ένα χαμηλό ROE σηματοδοτεί πιθανότητα για μικρό μέρισμα ανά μετοχή. Ο δείκτης αυτός χρησιμοποιείται ως ένδειξη αποτελεσματικότητας μιας εταιρείας, δηλαδή πόσο κέρδος μπορεί να παράγει χρησιμοποιώντας τους διαθέσιμους πόρους που επενδύθηκαν από τους μετόχους της (μετοχικό κεφάλαιο) και τα αποθεματικά της. Οι επενδυτές συνήθως αναζητούν εταιρίες με υψηλή και αυξανόμενη απόδοση ιδίων κεφαλαίων (ROE).

Ο υπολογισμός του return on equity έχει ως εξής:

$$\text{Return on Equity} = (\text{Καθαρά Έσοδα} / \text{Μετοχικό Κεφάλαιο}) \times 100\%$$

ή

$$(\text{Net Income} / \text{Shareholders' Equity}) \times 100\%$$

Αν μια εταιρεία μπορεί να πάρει δάνειο με χαμηλότερο επιτόκιο από το ποσοστό απόδοσης των επενδύσεών της (ROI), θα μπορούσε να αυξήσει το ROE της. Γενικά, εταιρείες με υψηλότερο ποσοστό χρέους, (χρέος προς ίδια κεφάλαια), θα έχουν συνήθως καλύτερο ROE. Ωστόσο, υψηλότερο χρέος αυξάνει τον κίνδυνο πτώχευσης της εταιρείας. Μία υψηλή απόδοση ιδίων κεφαλαίων επιτρέπει σε μια εταιρεία να επενδύσει μικρότερο μέρος των κεφαλαίων της για να επιτύχει τους στόχους ανάπτυξης απ' ό,τι θα χρησιμοποιούσε αν η απόδοση ιδίων κεφαλαίων της ήταν χαμηλότερη. Αυτό αφήνει την εταιρεία με επιπλέον διαθέσιμο κεφάλαιο (χρήματα), το οποίο μπορεί να το διαθέσει είτε για την επαναγορά μετοχών είτε για την πληρωμή επιπλέον μερισμάτων. Εναλλακτικά, χαμηλό ROE σημαίνει ότι η χρηματοδότηση της ανάπτυξης της εταιρείας είναι ακριβή για τους επενδυτές - μετόχους.

- ROA (Αποδοτικότητα Απασχολούμενων Κεφαλαίων - Return on Assets):

Το ROA είναι ένας αριθμοδείκτης που εκφράζει τον λόγο των καθαρών κερδών ενός χρηματοπιστωτικού ιδρύματος ή μιας εταιρείας προς το ενεργητικό της και άρα μετράει την αποδοτικότητα του συνόλου των επενδυμένων από την οικονομική μονάδα κεφαλαίων. Δείχνει την αποδοτικότητα της επιχείρησης ανεξάρτητα από τις πηγές προέλευσης των κεφαλαίων της. Επίσης δείχνει την ικανότητα της διοίκησης της επιχείρησης να παράγει κέρδη με σωστή χρησιμοποίηση των ιδίων και ξένων κεφαλαίων. Ο υπολογισμός της αποδοτικότητας του συνόλου των απασχολούμενων κεφαλαίων αποτελεί κατά κάποιο τρόπο οδηγό στις περιπτώσεις που κάποια επιχείρηση πρόκειται να εξαγοράσει κάποια άλλη επιχείρηση ή να αναλάβει νέες δραστηριότητες. Εάν ο δείκτης αυτός είναι χαμηλότερος από το κόστος των δανειακών κεφαλαίων, τυχόν αύξηση αυτών θα μειώσει τα κέρδη της επιχείρησης. Επίσης ένας χαμηλός δείκτης μπορεί εύκολα να μηδενισθεί σε περιόδους κρίσεως της επιχείρησης.

3.5) Διαχωρισμός του πληθυσμού σε failing και non-failing εταιρείες.

- Διαχωρισμός εταιρειών περιόδου 2010-2014

Ο διαχωρισμός των εταιρειών και για τις δυο περιόδους έγινε με βάση την επόμενη λογική συνάρτηση σε πρόγραμμα Microsoft Excel

Λογική συνάρτηση:

=IF (OR(AND (Eidiki Refstotita > 2, ROE + ROA > 4%), AND (Eidiki Refstotita > 1.5, ROE + ROA > 6%), AND (Eidiki Refstotita > 0.9, ROE + ROA > 15%)), 1, 0)

Η ερμηνεία της λογικής συνάρτησης έχει ως εξής: Για να θεωρηθεί μία εταιρεία επιτυχημένη πρέπει να ικανοποιεί μία τουλάχιστον από τις 3 παρακάτω συνθήκες:

1. Η ειδική της ρευστότητα να είναι μεγαλύτερη από 2. Το άθροισμα των ROE και ROA να είναι μεγαλύτερο από 4%.
2. Η ειδική της ρευστότητα να είναι μεγαλύτερη από 1,5. Το άθροισμα των ROE και ROA να είναι μεγαλύτερο από 6%.
3. Η ειδική της ρευστότητα να είναι μεγαλύτερη από 0,9. Το άθροισμα των ROE και ROA να είναι μεγαλύτερο από 15%.

Η λογική της παραπάνω μεθόδου κατηγοριοποίησης είναι ότι ο σημαντικότερος παράγοντας για την ταξινόμηση των εταιρειών είναι η ρευστότητα, και συγκεκριμένα προτιμήθηκε ο δείκτης της ειδικής ρευστότητας καθώς δεν περιλαμβάνει τα αποθέματα και αποτελεί πιο άμεση ένδειξη ρευστότητας. Όσο υπάρχει μεγάλη ρευστότητα η απαίτηση για ROE και ROA είναι μικρή. Όσο η ρευστότητα μειώνεται, η εταιρεία για να θεωρηθεί επιτυχημένη θα πρέπει να υποστηρίζεται από αυξημένα ROE και ROA (6%). Στην οριακή τιμή ειδικής ρευστότητας 0,9 οι εταιρείες πρέπει να συνοδεύονται από αρκετά αυξημένα ROE και ROA (15%) ώστε να θεωρηθούν επιτυχημένες. Σε κάθε διαφορετική περίπτωση η εταιρεία θεωρείται αποτυχημένη.

Θα μπορούσε κάποιος να αναρωτηθεί για ποιο λόγο δίνεται τόση έμφαση στη ρευστότητα, εφόσον μιλάμε για εταιρείες εισηγμένες στο χρηματιστήριο, και άρα μπορούν να έχουν πρόσβαση πολύ εύκολα στην αγορά κεφαλαίων. Ο αντίλογος σ' αυτή την υπόθεση είναι ότι η περίοδος εξέτασης των δειγμάτων είναι γύρω από την πρόσφατη μεγάλη ύφεση των ΗΠΑ. Σε τέτοιες περιόδους συνήθως

ακολουθείται μια πιο συντηρητική προσέγγιση στην ανάλυση εταιρικής αποτυχίας, και επομένως θεωρήθηκε ότι η ρευστότητα παίζει πρωτεύοντα ρόλο για την αξιολόγηση.

Οι εταιρείες με τις αντίστοιχες ταξινομήσεις τους φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Company	Pre Analysis	EIDIKI R.	ROE	ROA
AGU	1	0.9492622	0.165235	0.07244
ALB	1	2.5018532	0.204937	0.094626
APD	1	0.9445877	0.170538	0.06844
ARG	1	0.980817	0.16892	0.054871
ASH	0	1.3328555	0.081783	0.029324
AVD	1	1.1812098	0.099845	0.056607
AVY	1	0.9396039	0.164306	0.049289
BIOA	0	3.9115942	-0.59179	-0.3656
CBM	1	1.2292446	0.186772	0.078464
CBT	1	1.4681411	0.134378	0.060314
CCC	1	1.8229517	0.100463	0.067356
CE	1	1.4627604	0.36777	0.075372
CF	1	2.1099522	0.27134	0.1306
CHMT	1	2.0916488	0.029608	0.018896
CYT	1	1.4949651	0.120308	0.054828
DD	1	1.1409294	0.315642	0.073904
ECL	1	1.0858259	0.148511	0.057054
EMN	1	1.1149574	0.26215	0.073682
FF	1	5.1075253	0.143225	0.10949
FMC	1	1.3068841	0.224535	0.071702
FOE	0	1.3127584	-0.2642	-0.03408
FUL	1	1.6971632	0.112203	0.056629
GRA	1	2.7170245	0.096752	0.048316
HUN	0	1.2114888	0.12295	0.023156
IFF	1	1.6842025	0.24493	0.097016
KMG	0	1.1958783	0.095799	0.050481
KOP	1	1.4226534	0.219819	0.045445
KRA	1	1.6699133	0.072092	0.031316
KRO	1	1.7617023	0.148497	0.071505
KWR	1	1.8629928	0.169055	0.085145
LYB	1	1.4966689	0.429905	0.18459
MOS	1	2.7875584	0.141751	0.10015

MTX	1	3.2056939	0.094977	0.05474
NEU	1	1.8658668	0.469973	0.183954
NL	1	2.7611787	0.127497	0.06399
OCIP	1	1.3884013	0.464286	0.13998
OLN	1	1.5706453	0.148254	0.057528
OMG	0	1.5243267	-0.04269	-0.0249
OMN	1	2.4356204	0.252241	0.043039
PAH	1	3.991014	0.078152	0.015348
POL	1	1.4164768	0.215225	0.065303
POT	0	0.6941456	0.245583	0.12108
PPO	1	2.1776984	0.138759	0.048145
PX	1	0.9088426	0.271363	0.089238
RNF	0	0.9204194	-0.03947	0.10032
RPM	1	1.6637711	0.158493	0.053023
SCL	1	1.5697122	0.153863	0.070374
SHI	0	0.2862802	0.037971	0.023989
SQM	1	2.1069745	0.252032	0.120253
SXT	1	1.4171869	0.098435	0.062314
TG	1	1.520859	0.071377	0.037808
TNH	1	4.2147209	0	1.313561
UAN	1	3.2082957	0	0.184995
VHI	1	1.6351612	0.118391	0.026176
WLK	1	3.1384854	0.197176	0.109531
ZEP	0	1.0413326	0.096555	0.035046
AA	0	0.8156321	-0.02333	-0.00606
ACH	0	0.369344	-0.14397	-0.02387
AKS	0	0.8990423	0.368285	-0.0724
AP	1	1.9345382	0.054561	0.020987
ATI	0	1.253664	0.047404	0.019669
CCJ	1	2.406514	0.067489	0.043717
CLF	1	1.0708241	1.09349	-0.41508
CRS	1	1.7300394	0.081252	0.035417
IPI	1	2.6455491	0.06293	0.057168
MIL	1	2.1948596	0.078466	0.044348
MT	0	0.5933604	-0.01292	-0.00526
MTCN	0	0.5879451	-0.77045	-0.09218
MTL	0	0.486647	-0.87017	-0.17443
NOR	0	0.8958473	0.07582	0.025939
NUE	1	2.0356435	0.068935	0.035306
PKX	0	1.0447088	0.065405	0.032728
RS	1	1.8784232	0.093102	0.052642
RTI	0	2.7517233	0.020623	0.011406

RYI	0	1.097893	-0.10068	0.004289
SCCO	1	2.8780963	0.381923	0.185414
TCK	1	1.9184028	0.076624	0.040292
TRQ	0	1.0433641	-0.06546	-0.04309
TS	1	1.62815	0.121498	0.088397
TXN	1	2.1893847	0.229099	0.142233
WOR	1	1.0687284	0.147496	0.059167
X	0	0.973468	-0.1297	-0.03236
Average	0,72	1,707957	0,109563	0,057568

Όπως φαίνεται από τον παραπάνω πίνακα, εκ του δείγματος 72% των εταιρειών θεωρήθηκαν επιτυχημένες. Η μέση τιμή της ειδικής ρευστότητας είναι 1,7 και των ROE και ROA, 11 % και 5,8 % αντίστοιχα.

- Διαχωρισμός εταιρειών περιόδου 2005-2009

Για τον διαχωρισμό των εταιρειών αυτής της περιόδου χρησιμοποιήθηκε η ίδια λογική συνάρτηση όπως προηγουμένως με τις ίδιες τιμές για τους δείκτες.

Οι εταιρείες με τις αντίστοιχες ταξινομήσεις τους φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Company	Pre Analysis	EIDIKI R.	ROE	ROA
AGU	1	1.2354137	0.162116	0.071861
ALB	1	1.4284532	0.154463	0.062937
APD	1	0.9720368	0.160697	0.067143
ARG	0	0.6560756	0.14094	0.050366
ASH	1	1.9030674	0.162464	0.086544
AVD	1	1.1941279	0.116076	0.056708
AVY	0	0.6662408	0.024942	0.016533
CBM	1	1.3262186	0.335728	0.07659
CBT	0	1.6302375	0.027779	0.012953
CCC	1	1.5140454	0.052806	0.037526
CE	1	1.1912563	0.896161	0.047775
CF	1	1.4367224	0.205863	0.122551
CHMT	0	0.951282	-0.82417	-0.09931
CYT	0	1.1762466	0.02848	0.012329
DD	1	1.0420638	0.27157	0.069949
ECL	1	0.9419489	0.225407	0.087031

EMN	1	1.3696498	0.200777	0.060569
FF	1	4.3977273	0.070385	0.05439
FMC	1	1.3431132	0.185027	0.062767
FOE	0	1.0894018	-0.06537	-0.01807
FUL	1	1.5798485	0.116728	0.063057
GRA	0	2.4874641	-0.17504	0.018809
HUN	0	1.074254	0.091068	0.018204
IFF	1	1.2557658	0.30345	0.082528
KMG	1	1.5957253	0.114265	0.064598
KOP	1	1.2455371	1.081774	0.072942
KRA	0	1.135473	-0.0305	-0.00585
KRO	0	1.2623944	0.021862	0.009296
KWR	1	1.5031762	0.087125	0.029201
LYB	0	0.3127147	0.761549	-0.17936
MOS	1	1.2979088	0.140785	0.082646
MTX	0	2.1381118	0.021613	0.013909
NEU	1	1.769015	0.242135	0.09816
NL	1	1.8006417	0.07065	0.032435
OLN	1	1.669653	0.192746	0.0643
OMG	1	2.0501218	0.185822	0.116357
OMN	1	1.3546104	0.432587	0.021216
POL	0	1.2492171	-0.20067	-0.01222
POT	0	0.8600241	0.315806	0.146817
PPO	0	2.1635332	-0.1816	-0.02391
PX	0	0.841019	0.233983	0.085301
RPM	0	1.4387759	0.071335	0.024876
SHI	0	0.3585911	-0.02685	-0.00376
SQM	1	2.0336139	0.162861	0.097001
SXT	0	0.9778116	0.093427	0.048212
TG	1	1.7376511	0.040751	0.026794
TNH	1	1.5003979		0.606107
VHI	0	1.4656088	0.021944	0.009969
WLK	1	1.7441752	0.100171	0.054244
ZEP	1	1.2582655	0.195199	0.058824
AA	0	0.7331251	0.061392	0.026251
ACH	0	0.6174545	0.113652	0.068936
AKS	1	1.7657096	0.076423	0.011956
AP	1	1.7316122	0.136268	0.057809
ATI	1	1.7345006	0.294707	0.126305
CCJ	1	1.7274457	0.14718	0.08203
CLF	1	1.0946253	0.281829	0.112189
CRS	1	2.569633	0.206727	0.100211

IPI	1	2.4870726	0.516648	0.17342
MIL	0	1.4407728	0.093295	0.038066
MT	0	0.7761267	0.162139	0.060826
MTCN	1	0.9493053	0.101651	0.056617
MTL	0	0.7022638	0.188936	0.088185
NOR	0	1.6961494	-0.23753	0.026271
NUE	1	2.4851465	0.229878	0.13297
PKX	1	1.4565715	0.152779	0.101387
RS	1	1.4595873	0.170312	0.088777
RTI	1	2.3347163	0.084588	0.058988
RYI	0	1.4381892	-0.39476	-0.0238
SCCO	1	2.0133295	0.441681	0.259964
TCK	1	1.9221174	0.214823	0.113246
TRQ	0	5.8277337	-0.71888	-0.36086
TS	1	1.378925	0.281876	0.141622
TXN	1	3.0307331	0.240053	0.191601
WOR	0	0.9850515	0.09245	0.042429
Average	0.613333333	1.5331244	0.13453	0.059137

Όπως φαίνεται από τον παραπάνω πίνακα, εκ του δείγματος, περίπου 61 % των εταιρειών θεωρήθηκαν επιτυχημένες. Η μέση τιμή της ειδικής ρευστότητας είναι 1,53 και των ROE και ROA 13,5 % και 5,9 % αντίστοιχα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΧΡΗΣΗ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΟΣ LOGIT ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ

Στο **τέταρτο κεφάλαιο** γίνεται χρήση του υποδείγματος LOGIT και μοντέλου τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την επεξεργασία και ταξινόμηση του πληθυσμού των εταιρειών. Γίνεται αναφορά στις μεταβλητές που χρησιμοποιούνται από το LOGIT μοντέλο και του τρόπου ερμηνείας του εξαγόμενου αποτελέσματος. Η συγκριτική ανάλυση συνεχίζεται και για τους δύο υπό μελέτη κλάδους, αλλά γίνεται και αντίστιξη ως προς τις διαφορετικές χρονικές περιόδους και παρουσιάζονται ομοιότητες και διαφορές μεταξύ των αποτελεσμάτων του LOGIT, των τεχνητών νευρωνικών δικτύων αλλά και της εμπειρικής ανάλυσης (Pre-Analysis) που έγινε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

4.1) Ανάλυση με μέθοδο LOGIT του δείγματος εταιρειών

4.1.1) Ανάλυση με μέθοδο LOGIT του δείγματος εταιρειών για την περίοδο 2010-2014

Με τη βοήθεια του προγράμματος SPSS εκτελέστηκε μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης για το δείγμα εταιρειών περιόδου 2010-2014. Η ρύθμιση των μεταβλητών φαίνεται στην παρακάτω εικόνα:

	Name	Type	Width	Dec...	Label	Values	Missing	Columns	Align	Measure	Role
1	PreAnalysis	Numeric	8	3		None	None	8	≡ Right	Nominal	Target
2	SIZE	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
3	TLTA	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
4	WCTA	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
5	CLCA	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
6	OENEG	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
7	NITA	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
8	FUTL	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
9	INTWO	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
10	CHIN	Numeric	10	4		None	None	8	≡ Right	Scale	Input
11	PRE_1	Numeric	11	5	Predicted...	None	None	13	≡ Right	Scale	Input

- Η μεταβλητή PreAnalysis είναι το αποτέλεσμα του αρχικού διαχωρισμού, και είναι η μεταβλητή «στόχος». Το μοντέλο που θα πρέπει να δημιουργηθεί από τη λογιστική παλινδρόμηση θα πρέπει να πλησιάζει όσο το δυνατόν καλύτερα τη μεταβλητή αυτή.
- Οι μεταβλητές SIZE, TLTA WCTA CLCA OENEG NITA FUTL INTWO CHIN, είναι μεταβλητές εισόδου όπως ορίζει το μοντέλο του Ohlson για το LOGIT.
- Η μεταβλητή PRE_1 ορίζεται αυτομάτως από το σύστημα και είναι η έξοδος του μοντέλου, η οποία θα πρέπει να πλησιάζει όσο το δυνατόν περισσότερο τη μεταβλητή PreAnalysis.

Οι εντολές που χρησιμοποιήθηκαν για το Syntax του SPSS είναι οι παρακάτω:

```
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES PreAnalysis
```

```
/METHOD= ENTER SIZE TLTA WCTA CLCA OENEG NITA FUTL INTWO CHIN
```

```
/SAVE=PRED
```

Το output του SPSS φαίνεται παρακάτω:

Case Processing Summary			
Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	82	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	82	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		82	100,0
a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.			

Εξετάστηκαν 82 εταιρείες για τη συγκεκριμένη περίοδο

Dependent Variable Encoding	
Original Value	Internal Value
,000	0
1,000	1

Χρησιμοποιήθηκε η κωδικοποίηση 1 για τις επιτυχημένες και 0 για τις αποτυχημένες

Classification Table ^{a,b}					
		Predicted			
		PreAnalysis		Percentage Correct	
Observed		,000	1,000		
Step 0	PreAnalysis	,000	0	23	,0
		1,000	0	59	100,0
	Overall Percentage				
a. Constant is included in the model.					
b. The cut value is ,500					

Το μοντέλο του αρχικού διαχωρισμού μας έβγαλε περίπου 72% των εταιρειών επιτυχημένες. (59 επιτυχημένες, 23 αποτυχημένες σε σύνολο 82 εταιρειών)

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	,942	,246	14,686	1	,000	2,565

Variables not in the Equation					
			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	SIZE	2,258	1	,133
		TLTA	5,695	1	,017
		WCTA	9,768	1	,002
		CLCA	17,835	1	,000
		OENEG	6,017	1	,014
		NITA	6,519	1	,011
		FUTL	1,846	1	,174
		INTWO	24,082	1	,000
		CHIN	1,087	1	,297
	Overall Statistics			34,804	9

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	43,516	9	,000
	Block	43,516	9	,000
	Model	43,516	9	,000

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	53,804 ^a	,412	,593
a. Estimation terminated at iteration number 9 because parameter estimates changed by less than ,001.			

Classification Table ^a				
		Predicted		
		PreAnalysis		Percentage
Observed		,000	1,000	Correct
Step 1	PreAnalysis ,000	14	9	60,9
	1,000	2	57	96,6
Overall Percentage				86,6

a. The cut value is ,500

Στην προηγούμενη εικόνα παρατηρούμε:

- Από τις 23 αποτυχημένες εταιρείες, τις 14 τις πρόβλεψε σωστά ενώ τις 9 λάθος.
- Από τις 59 επιτυχημένες εταιρείες, τις 57 τις πρόβλεψε σωστά ενώ τις 2 μόνο λάθος.
- Συνολικό ποσοστό επιτυχημένης πρόβλεψης: 86,6%

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	SIZE	-,115	,182	,397	1	,528	,891
	TLTA	2,213	3,622	,373	1	,541	9,140
	WCTA	-1,292	6,087	,045	1	,832	,275
	CLCA	-5,109	2,948	3,002	1	,083	,006
	OENEG	-4,712	8,308	,322	1	,571	,009
	NITA	1,371	4,909	,078	1	,780	3,937
	FUTL	8,348	5,677	2,162	1	,141	4220,763
	INTWO	-9,565	4,872	3,854	1	,050	,000
	CHIN	,020	,114	,031	1	,859	1,020
	Constant	2,909	4,350	,447	1	,504	18,342

a. Variable(s) entered on step 1: SIZE, TLTA, WCTA, CLCA, OENEG, NITA, FUTL, INTWO, CHIN.

Στον παραπάνω πίνακα, στη στήλη B βλέπουμε τους συντελεστές των μεταβλητών όπως αυτοί προέκυψαν από την παλινδρόμηση, και μπορούμε να δημιουργήσουμε τον τύπο του δικού μας Score. Στη στήλη Sig. φαίνονται τα επίπεδα σημαντικότητας, και βλέπουμε ότι όλα είναι ισχυρά, εκτός ίσως από αυτό της μεταβλητή INTWO (κρίσιμη τιμή το 0,05).

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα αποτελέσματα για κάθε μία εταιρεία ξεχωριστά για την περίοδο 2010-2014. Στη στήλη PreAnalysis φαίνεται η αρχική κατηγοριοποίηση της κάθε εταιρείας, στη στήλη LOGIT το ποσοστό επιτυχίας της εταιρείας με βάση το μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης και στη στήλη Accordance το αποτέλεσμα της σύγκρισης. Αν το αποτέλεσμα του LOGIT συμφωνεί με τον αρχικό διαχωρισμό, υπάρχει η ένδειξη “Correct Prediction”, διαφορετικά γράφει “Wrong Prediction” και επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα.

CORP.	Pre Analysis	SIZE	TLTA	WCTA	CLCA	OEN EG	NITA	FUTL	INTWO	CHIN	LOGIT		Accordance
AGU	1	9,6078	0,5684	0,1873	0,6387	0	0,0724	0,1558	0	-0,0017	0,7226	1	Correct Prediction
ALB	1	8,1977	0,5589	0,3262	0,2948	0	0,0946	0,2312	0	-0,0980	0,9656	1	Correct Prediction
APD	1	9,6783	0,5985	0,0382	0,8198	0	0,0684	0,1840	0	-0,0046	0,6254	1	Correct Prediction
ARG	1	8,5586	0,6658	0,0697	0,6887	0	0,0549	0,1546	0	0,0726	0,7608	1	Correct Prediction
ASH	0	9,3538	0,6513	0,1234	0,5560	0	0,0293	0,0671	0	-0,0841	0,7056	1	Wrong Prediction
AVD	1	5,9442	0,4329	0,3104	0,4216	0	0,0566	0,1160	0	-0,0496	0,8421	1	Correct Prediction
AVY	1	8,4806	0,6932	0,0791	0,8231	0	0,0493	0,1261	0	-0,0289	0,5696	1	Correct Prediction
BIOA	0	4,1872	0,3729	0,3716	0,6046	0	-0,3656	-0,9206	0,75	0,2989	0,0000	0	Correct Prediction
CBM	1	5,9944	0,6010	0,2232	0,4623	0	0,0785	0,1742	0	0,1777	0,9216	1	Correct Prediction
CBT	1	8,2149	0,5454	0,2101	0,4920	0	0,0603	0,1532	0	0,0375	0,8519	1	Correct Prediction
CCC	1	6,3413	0,3336	0,3170	0,3552	0	0,0674	0,3224	0	0,0402	0,9701	1	Correct Prediction
CE	1	9,0736	0,7839	0,1583	0,5098	0	0,0754	0,1061	0	0,0616	0,8559	1	Correct Prediction
CF	1	9,2037	0,5208	0,1252	0,4615	0	0,1306	0,3480	0	0,1449	0,9726	1	Correct Prediction
CHMT	1	7,9483	0,6385	0,3367	0,3232	0	0,0189	0,0208	0	0,9176	0,8235	1	Correct Prediction
CYT	1	8,0947	0,5430	0,1692	0,4835	0	0,0548	0,1185	0	-0,0139	0,8257	1	Correct Prediction
DD	1	10,7754	0,7616	0,1862	0,5762	0	0,0739	0,1179	0	0,0210	0,7786	1	Correct Prediction
ECL	1	9,5677	0,6313	0,0850	0,7125	0	0,0571	0,1564	0	0,1013	0,6988	1	Correct Prediction
EMN	1	9,1704	0,7267	0,1297	0,5375	0	0,0737	0,1360	0	0,0593	0,8566	1	Correct Prediction
FF	1	5,9645	0,2428	0,5465	0,1637	0	0,1095	0,5256	0	0,0994	0,9969	1	Correct Prediction
FMC	1	8,3730	0,6825	0,2147	0,5846	0	0,0717	0,1250	0	0,0690	0,7918	1	Correct Prediction
FOE	0	7,0882	0,6953	0,2377	0,5316	0	-0,0341	0,0837	0	0,1208	0,7797	1	Wrong Prediction
FUL	1	7,3439	0,4941	0,2528	0,4332	0	0,0566	0,1235	0	-0,0413	0,8489	1	Correct Prediction
GRA	1	8,4434	0,9457	0,2883	0,3634	0,2	0,0483	-0,0135	0	0,0372	0,6929	1	Correct Prediction

Διπλωματική Εργασία

HUN	0	9,1325	0,8052	0,2302	0,4973	0	0,0232	0,0667	0	0,2367	0,8015	1	Wrong Prediction
IFF	1	8,0629	0,6043	0,2892	0,3932	0	0,0970	0,1824	0	0,0561	0,9305	1	Correct Prediction
KMG	0	5,3239	0,4874	0,2517	0,4449	0	0,0505	0,2325	0	-0,3752	0,9416	1	Wrong Prediction
KOP	1	6,7181	0,8546	0,3226	0,4258	0	0,0454	0,1295	0	-2,2625	0,9264	1	Correct Prediction
KRA	1	7,0446	0,5808	0,4090	0,2665	0	0,0313	0,1176	0,25	0,1648	0,5328	1	Correct Prediction
KRO	1	7,4719	0,4940	0,3590	0,3078	0	0,0715	0,1668	0	-17,3823	0,9042	1	Correct Prediction
KWR	1	6,2981	0,4942	0,3105	0,4046	0	0,0851	0,1884	0	0,0696	0,9242	1	Correct Prediction
LYB	1	10,1179	0,5649	0,3041	0,4086	0	0,1846	0,2900	0	-0,0801	0,9604	1	Correct Prediction
MOS	1	9,6912	0,3061	0,2717	0,2794	0	0,1002	0,4417	0	0,0170	0,9892	1	Correct Prediction
MTX	1	7,2723	0,4141	0,4103	0,2823	0	0,0547	0,3078	0	0,0396	0,9750	1	Correct Prediction
NEU	1	7,0993	0,5965	0,4199	0,3114	0	0,1840	0,3109	0	0,0343	0,9841	1	Correct Prediction
NL	1	6,4446	0,4911	0,0958	0,3869	0	0,0640	0,0701	0	-2,3849	0,8556	1	Correct Prediction
OCIP	1	5,9910	0,8251	0,0177	1,2932	0	0,1400	0,2014	0	0,4556	0,3316	0	Wrong Prediction
OLN	1	7,8394	0,6128	0,1651	0,4965	0	0,0575	0,1360	0	0,0435	0,8617	1	Correct Prediction
OMG	0	7,6021	0,4302	0,2543	0,3916	0	-0,0249	0,1442	0,5	19,3351	0,0716	0	Correct Prediction
OMN	1	6,7189	0,8303	0,3311	0,3385	0	0,0430	0,0547	0	-0,0585	0,9114	1	Correct Prediction
PAH	1	7,7713	0,6195	0,2465	0,2477	0	0,0153	0,0234	0	-0,9309	0,8808	1	Correct Prediction
POL	1	7,7235	0,6990	0,2136	0,5159	0	0,0653	0,0809	0	-0,0873	0,8052	1	Correct Prediction
POT	0	9,7481	0,5010	-0,0059	1,0490	0	0,1211	0,3643	0	-0,0211	0,6797	1	Wrong Prediction
PPO	1	7,2897	0,6363	0,1539	0,3305	0	0,0481	0,1386	0	-0,0731	0,9434	1	Correct Prediction
PX	1	9,7898	0,6680	0,0139	0,9076	0	0,0892	0,2143	0	0,0432	0,6269	1	Correct Prediction
RNF	0	5,5359	0,9906	0,0286	0,8624	0,2	0,1003	0,2685	0	-0,3267	0,8103	1	Wrong Prediction
RPM	1	8,2114	0,6683	0,2759	0,4390	0	0,0530	0,1110	0	0,0533	0,8635	1	Correct Prediction
SCL	1	6,9029	0,5408	0,2800	0,4629	0	0,0704	0,1774	0	-0,0163	0,8968	1	Correct Prediction
SHI	0	10,3889	0,4688	-0,1029	1,3067	0	0,0240	0,1915	0	2,1597	0,1076	0	Correct Prediction
SQM	1	8,2639	0,5223	0,3625	0,2962	0	0,1203	0,2804	0	0,0444	0,9744	1	Correct Prediction
SXT	1	7,4562	0,3687	0,3016	0,2896	0	0,0623	0,2443	0	-0,0453	0,9578	1	Correct Prediction
TG	1	6,6062	0,4633	0,1675	0,4861	0	0,0378	0,1985	0	0,0381	0,8988	1	Correct Prediction
TNH	1	5,7980	0,1404	0,3959	0,2614	0	1,3136	12,4957	0	0,0684	1,0000	1	Correct Prediction
UAN	1	6,3571	0,2395	0,1872	0,3172	0	0,1850	0,9308	0	0,1319	0,9999	1	Correct Prediction
VHI	1	7,9818	0,7948	0,2301	0,3585	0	0,0262	0,0592	0	-1,7856	0,8924	1	Correct Prediction
WLK	1	8,2172	0,4500	0,3602	0,2336	0	0,1095	0,3494	0	0,1386	0,9875	1	Correct Prediction

Διπλωματική Εργασία

ZEP	0	6,1083	0,6413	0,1594	0,6463	0	0,0350	0,1166	0	-0,0671	0,7573	1	Wrong Prediction
AA	0	10,5586	0,6709	0,0450	0,7719	0	-0,0061	0,0713	0	-0,0486	0,4412	0	Correct Prediction
ACH	0	12,0537	0,7372	-0,1520	1,4967	0	-0,0239	0,0497	0	0,0968	0,0196	0	Correct Prediction
AKS	0	8,3378	1,0102	0,1268	0,6529	0,6	-0,0724	-0,0464	1	0,0664	0,0000	0	Correct Prediction
AP	1	6,2654	0,6107	0,2778	0,3732	0	0,0210	0,0941	0	-0,3159	0,8892	1	Correct Prediction
ATI	0	8,6978	0,5851	0,2646	0,3708	0	0,0197	0,0627	0	-0,1753	0,8198	1	Wrong Prediction
CCJ	1	8,9916	0,3560	0,1978	0,2972	0	0,0437	0,2026	0	-0,1249	0,9332	1	Correct Prediction
CLF	1	9,1203	0,7512	0,0862	0,6855	0,2	-0,4151	0,1790	0	-1,2140	0,4671	0	Wrong Prediction
CRS	1	7,7660	0,5779	0,3153	0,3479	0	0,0354	0,1123	0	0,3132	0,8912	1	Correct Prediction
IPI	1	6,9185	0,1269	0,1526	0,2855	0	0,0572	1,5002	0	-0,1670	1,0000	1	Correct Prediction
MIL	1	7,0413	0,4366	0,3568	0,4008	0	0,0443	0,0035	0	-0,3157	0,6548	1	Correct Prediction
MT	0	11,6551	0,5478	0,0812	0,7265	0	-0,0053	0,0613	0,5	0,7829	0,0050	0	Correct Prediction
MTCN	0	5,8343	0,7835	0,1148	0,7901	0	-0,0922	0,0337	0,75	0,0858	0,0007	0	Correct Prediction
MTL	0	9,5324	0,9294	-0,2031	1,9163	0,2	-0,1744	0,0484	0,5	0,7685	0,0000	0	Correct Prediction
NOR	0	7,2136	0,8691	0,1214	0,5581	0	0,0259	0,0922	0,25	-12,3502	0,3012	0	Correct Prediction
NUE	1	9,5942	0,4870	0,2873	0,3208	0	0,0353	0,1544	0	0,1661	0,9016	1	Correct Prediction
PKX	0	18,1840	0,5035	0,1471	0,6309	0	0,0327	0,0958	0	-0,2287	0,3451	0	Correct Prediction
RS	1	8,7247	0,4352	0,2914	0,2456	0	0,0526	0,1502	0	0,0795	0,9286	1	Correct Prediction
RTI	0	7,1709	0,4196	0,4870	0,2146	0	0,0114	0,0664	0	0,2658	0,8656	1	Wrong Prediction
RYI	0	7,6001	1,0994	0,3980	0,3878	1	0,0043	0,0011	0,25	-0,1255	0,0060	0	Correct Prediction
SCCO	1	9,1851	0,5137	0,2516	0,3039	0	0,1854	0,3769	0	-0,0197	0,9891	1	Correct Prediction
TCK	1	10,4371	0,4799	0,1025	0,3910	0	0,0403	0,1806	0	-0,1809	0,9003	1	Correct Prediction
TRQ	0	8,7960	0,2825	-0,0058	1,2733	0	-0,0431	-2,0429	0,75	-0,5163	0,0000	0	Correct Prediction
TS	1	9,6490	0,2705	0,2740	0,3677	0	0,0884	0,4146	0	0,0036	0,9770	1	Correct Prediction
TXN	1	9,7934	0,3965	0,2793	0,3659	0	0,1422	0,5907	0	-0,0165	0,9962	1	Correct Prediction
WOR	1	7,5196	0,5902	0,2201	0,5609	0	0,0592	0,1518	0	0,1434	0,8252	1	Correct Prediction
X	0	9,5712	0,7479	0,1755	0,5741	0	-0,0324	0,0589	0,75	-0,1672	0,0016	0	Correct Prediction
Ave	0,72	8,18	0,58	0,21	0,53	0,03	0,06	0,30	0,08	-0,17	0,72	0,80	Score: 86,6%

4.1.2) Ανάλυση με μέθοδο LOGIT του δείγματος εταιρειών για την περίοδο 2005-2009

Επίσης με τη βοήθεια του προγράμματος SPSS εκτελέστηκε μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης για το δείγμα εταιρειών περιόδου 2005-2009. Χρησιμοποιήθηκαν οι ίδιες μεταβλητές όπως και στην παράγραφο 4.1. Το output του προγράμματος φαίνεται στους παρακάτω πίνακες:

Case Processing Summary			
Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	75	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	75	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		75	100,0
a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.			

Το δείγμα για τη συγκεκριμένη περίοδο αποτελείτο από 75 εταιρείες

Dependent Variable Encoding	
Original Value	Internal Value
,000	0
1,000	1

Χρησιμοποιήθηκε και πάλι η κωδικοποίηση 1,0 για την επισήμανση επιτυχημένων και αποτυχημένων εταιρειών αντίστοιχα

Classification Table ^{a,b}					
		Predicted			
		PreAnalysis		Percentage	
Observed		,000	1,000	Correct	
Step 0	PreAnalysis	,000	0	29	,0
		1,000	0	46	100,0
	Overall Percentage				

a. Constant is included in the model.
b. The cut value is ,500

Ο αρχικός διαχωρισμός έδωσε 29 αποτυχημένες και 46 επιτυχημένες εταιρείες, σε σύνολο 75 εταιρειών. Δηλαδή το 61,3% των εταιρειών ταξινομήθηκαν ως επιτυχημένες.

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	,461	,237	3,786	1	,052	1,586

Variables not in the Equation						
		Score	df	Sig.		
Step 0	Variables	SIZE	2,194	1	,139	
		TLTA	7,591	1	,006	
		WCTA	10,549	1	,001	
		CLCA	8,088	1	,004	
		OENEG	,617	1	,432	
		NITA	15,027	1	,000	
		FUTL	7,264	1	,007	
		INTWO	8,106	1	,004	
		CHIN	1,709	1	,191	
Overall Statistics		26,979	9	,001		

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	57,824	9	,000
	Block	57,824	9	,000
	Model	57,824	9	,000

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	42,261 ^a	,537	,730
a. Estimation terminated at iteration number 9 because parameter estimates changed by less than ,001.			

Classification Table ^a					
	Observed	Predicted			
		PreAnalysis		Percentage Correct	
		,000	1,000		
Step 1	PreAnalysis	,000	25	4	86,2
		1,000	5	41	89,1
	Overall Percentage				88,0
a. The cut value is ,500					

Ο παραπάνω πίνακας δίνει τα εξής συμπεράσματα:

- Από τις 29 αποτυχημένες εταιρείες, οι 25 ταξινομήθηκαν ορθώς ως αποτυχημένες, ενώ οι 4 εξ αυτών ως επιτυχημένες.
- Από τις 46 επιτυχημένες εταιρείες, ορθή ταξινόμηση είχαν οι 41, ενώ οι 5 εξ αυτών θεωρήθηκαν αποτυχημένες.
- Το συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης του μοντέλου ήταν 88%

Στον παρακάτω πίνακα, στη στήλη B βλέπουμε τους συντελεστές των μεταβλητών όπως αυτοί προέκυψαν από την παλινδρόμηση, και μπορούμε να δημιουργήσουμε τον τύπο του δικού μας Score. Στη στήλη Sig. φαίνονται τα επίπεδα σημαντικότητας, και βλέπουμε ότι όλα είναι ισχυρά, εκτός από αυτό της μεταβλητή NITA (κρίσιμη τιμή το 0,05).

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	SIZE	-,447	,240	3,473	1	,062	,640
	TLTA	3,509	4,060	,747	1	,387	33,401
	WCTA	2,612	7,343	,127	1	,722	13,627
	CLCA	-8,061	4,401	3,355	1	,067	,000
	OENEG	-3,270	3,244	1,016	1	,313	,038
	NITA	78,700	22,442	12,298	1	,000	1,511E34
	FUTL	2,605	6,872	,144	1	,705	13,531
	INTWO	,019	3,743	,000	1	,996	1,019
	CHIN	-,060	,069	,763	1	,382	,942
	Constant	1,636	4,277	,146	1	,702	5,134

a. Variable(s) entered on step 1: SIZE, TLTA, WCTA, CLCA, OENEG, NITA, FUTL, INTWO, CHIN.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα αποτελέσματα για κάθε μία εταιρεία ξεχωριστά για την περίοδο 2005-2009. Στη στήλη PreAnalysis φαίνεται η αρχική κατηγοριοποίηση της κάθε εταιρείας, στη στήλη LOGIT το ποσοστό επιτυχίας της εταιρείας με βάση το μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης και στη στήλη Accordance το αποτέλεσμα της σύγκρισης. Αν το αποτέλεσμα του LOGIT συμφωνεί με τον αρχικό διαχωρισμό, υπάρχει η ένδειξη “Correct Prediction”, διαφορετικά γράφει “Wrong Prediction” και επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα.

CORP.	Pre Analysis	SIZE	TLTA	WCTA	CLCA	OENEG	NITA	FUTL	INTWO	CHIN	LOGIT		Accordance
AGU	1	8,6152	0,5562	0,2694	0,4938	0	0,0719	0,1979	0	0,0007	0,9330	1	Correct Prediction
ALB	1	7,9034	0,5942	0,2198	0,4163	0	0,0629	0,1831	0	0,0535	0,9445	1	Correct Prediction
APD	1	9,3865	0,5836	0,0388	0,8307	0	0,0671	0,2087	0	-0,0150	0,2184	0	Wrong Prediction
ARG	0	8,0681	0,6424	0,0372	0,7850	0	0,0504	0,1904	0	0,1294	0,1835	0	Correct Prediction
ASH	1	8,8160	0,4985	0,2883	0,4564	0	0,0865	0,1074	0	-0,3756	0,9743	1	Correct Prediction
AVD	1	5,4992	0,4769	0,3042	0,4166	0	0,0567	0,1651	0	-0,4579	0,9612	1	Correct Prediction
AVY	0	8,5343	0,6736	-0,0236	1,0709	0	0,0165	0,1519	0	0,5458	0,0011	0	Correct Prediction
CBM	1	6,0881	0,6816	0,2179	0,4588	0	0,0766	0,0726	0,25	-0,0128	0,9879	1	Correct Prediction
CBT	0	7,8674	0,5503	0,2936	0,4007	0	0,0130	0,1828	0	-3,6805	0,3332	0	Correct Prediction
CCC	1	5,8989	0,4479	0,2984	0,4061	0	0,0375	0,2105	0,25	0,9498	0,8216	1	Correct Prediction
CE	1	8,9596	0,9284	0,1187	0,6636	0	0,0478	0,0891	0	0,0693	0,4601	0	Wrong Prediction
CF	1	7,4965	0,3894	0,2622	0,5173	0	0,1226	0,6029	0	-2,7928	0,9995	1	Correct Prediction

Διπλωματική Εργασία

CHMT	0	8,2738	0,7274	0,0989	0,7193	0	-0,0993	0,0276	1	-0,1166	0,0000	0	Correct Prediction
CYT	0	8,2358	0,5890	0,1527	0,5115	0	0,0123	0,1389	0,25	-14,5686	0,1846	0	Correct Prediction
DD	1	10,4527	0,7447	0,1602	0,6088	0	0,0699	0,1438	0	-0,0197	0,7254	1	Correct Prediction
ECL	1	8,4169	0,6093	0,0732	0,8047	0	0,0870	0,2514	0	0,0334	0,7721	1	Correct Prediction
EMN	1	8,6554	0,6954	0,1697	0,5037	0	0,0606	0,1765	0	-0,1679	0,8617	1	Correct Prediction
FF	1	5,4165	0,2207	0,4359	0,1800	0	0,0544	0,3249	0	0,2628	0,9918	1	Correct Prediction
FMC	1	7,9596	0,6487	0,1837	0,5820	0	0,0628	0,1463	0	0,0779	0,8116	1	Correct Prediction
FOE	0	7,3903	0,7110	0,1622	0,5867	0	-0,0181	0,0391	0,5	0,3212	0,0081	0	Correct Prediction
FUL	1	7,1033	0,4658	0,2409	0,4816	0	0,0631	0,1855	0	0,0442	0,9078	1	Correct Prediction
GRA	0	8,2347	1,1211	0,2621	0,3237	1	0,0188	0,0345	0	0,0000	0,1501	0	Correct Prediction
HUN	0	9,0393	0,7971	0,1792	0,5604	0	0,0182	0,1078	0	-1,1174	0,1331	0	Correct Prediction
IFF	1	7,8808	0,7125	0,1982	0,5389	0	0,0825	0,1352	0	0,0019	0,9743	1	Correct Prediction
KMG	1	4,5631	0,4441	0,2472	0,4375	0	0,0646	0,2917	0	0,1444	0,9839	1	Correct Prediction
KOP	1	6,4512	1,0917	0,2994	0,4681	0,6	0,0729	0,0961	0	0,1102	0,9738	1	Correct Prediction
KRA	0	6,9044	0,7579	0,3236	0,3661	0	-0,0058	0,0888	0	-1,5000	0,2624	0	Correct Prediction
KRO	0	7,2231	0,7232	0,2623	0,3640	0	0,0093	0,0717	0	-2,3699	0,4400	0	Correct Prediction
KWR	1	5,9223	0,6685	0,2660	0,4847	0	0,0292	0,0810	0	0,2142	0,6502	1	Correct Prediction
LYB	0	10,2472	1,2678	-0,4072	2,5497	0,4	-0,1794	0,0050	0,25	0,5870	0,0000	0	Correct Prediction
MOS	1	9,2126	0,5037	0,1349	0,5890	0	0,0826	0,2115	0	-0,9609	0,8814	1	Correct Prediction
MTX	0	7,0234	0,3391	0,2679	0,4038	0	0,0139	0,3658	0	33,7357	0,0546	0	Correct Prediction
NEU	1	6,6891	0,5995	0,3886	0,3489	0	0,0982	0,1817	0	0,1631	0,9992	1	Correct Prediction
NL	1	6,1515	0,5446	0,1270	0,4531	0	0,0324	0,0165	0	-0,5748	0,5270	1	Correct Prediction
OLN	1	7,4724	0,6422	0,2375	0,4888	0	0,0643	0,1503	0	-0,0054	0,9361	1	Correct Prediction
OMG	1	7,2663	0,3613	0,3692	0,3453	0	0,1164	0,3414	0	-0,1948	0,9996	1	Correct Prediction
OMN	1	5,8343	0,9086	0,2077	0,5866	0,2	0,0212	0,0876	0,25	-0,0446	0,3280	0	Wrong Prediction
POL	0	7,3375	0,7292	0,1891	0,5444	0	-0,0122	0,0994	0	-0,2421	0,0249	0	Correct Prediction
POT	0	9,0409	0,5169	0,0280	0,8446	0	0,1468	0,3208	0	0,0771	0,9937	1	Wrong Prediction
PPO	0	7,2487	0,8347	0,1188	0,3409	0	-0,0239	0,0574	0,5	0,4162	0,0542	0	Correct Prediction
PX	0	9,4242	0,6311	-0,0003	1,0005	0	0,0853	0,2390	0	0,0680	0,2508	0	Correct Prediction
RPM	0	8,0727	0,6663	0,2298	0,5092	0	0,0249	0,0970	0	-1,0716	0,2971	0	Correct Prediction
SHI	0	10,2493	0,3843	-0,0660	1,2598	0	-0,0038	0,1585	0	-0,0074	0,0000	0	Correct Prediction
SQM	1	7,5195	0,3871	0,3142	0,3167	0	0,0970	0,3391	0	0,2279	0,9984	1	Correct Prediction

Διπλωματική Εργασία

SXT	0	7,3165	0,4886	0,2121	0,4677	0	0,0482	0,1478	0	0,0844	0,7388	1	Wrong Prediction
TG	1	6,5587	0,3365	0,1774	0,4500	0	0,0268	0,3836	0	-0,1950	0,4607	0	Wrong Prediction
TNH	1	5,5397	0,3395	0,2949	0,5299	0	0,6061	1,9894	0	0,0974	1,0000	1	Correct Prediction
VHI	0	7,8449	0,7543	0,1782	0,3873	0	0,0100	0,0322	0,5	-0,4248	0,2739	0	Correct Prediction
WLK	1	7,7080	0,4650	0,2754	0,3355	0	0,0542	0,2143	0	0,3922	0,9336	1	Correct Prediction
ZEP	1	5,5414	0,6428	0,2717	0,5716	0	0,0588	0,1771	0	-0,1147	0,9319	1	Correct Prediction
AA	0	10,5227	0,6328	0,0362	0,8367	0	0,0263	0,0865	0,25	0,0442	0,0055	0	Correct Prediction
ACH	0	11,4656	0,4967	0,0336	0,8888	0	0,0689	0,2038	0	0,0712	0,0538	0	Correct Prediction
AKS	1	8,5188	0,8607	0,2593	0,3980	0	0,0120	0,0538	0	0,6183	0,3460	0	Wrong Prediction
AP	1	5,9565	0,5823	0,3079	0,3987	0	0,0578	0,1250	0	0,0803	0,9701	1	Correct Prediction
ATI	1	8,2079	0,5553	0,3472	0,3377	0	0,1263	0,2203	0	-0,1677	0,9998	1	Correct Prediction
CCJ	1	8,6722	0,4599	0,1642	0,4275	0	0,0820	0,2182	0	0,1937	0,9668	1	Correct Prediction
CLF	1	7,9662	0,5780	0,1226	0,6103	0	0,1122	0,2871	0	-0,0332	0,9939	1	Correct Prediction
CRS	1	7,4648	0,5263	0,3720	0,3008	0	0,1002	0,2216	0	-0,0880	0,9992	1	Correct Prediction
IPI	1	5,7634	0,5816	0,1922	0,3706	0,2	0,1734	1,0606	0	0,2898	1,0000	1	Correct Prediction
MIL	0	6,5722	0,6073	0,2799	0,5865	0	0,0381	0,1348	0	0,0488	0,5445	1	Wrong Prediction
MT	0	11,4660	0,5961	0,1204	0,6448	0	0,0608	0,1608	0	-0,1195	0,2565	0	Correct Prediction
MTCN	1	5,7214	0,4354	0,2036	0,6140	0	0,0566	0,2519	0	-0,0590	0,7867	1	Correct Prediction
MTL	0	8,9199	0,5439	-0,0015	1,1182	0	0,0882	0,2590	0	-0,0843	0,1372	0	Correct Prediction
NOR	0	7,4508	0,8265	0,1637	0,3853	0	0,0263	0,1515	0	2,1628	0,7030	1	Wrong Prediction
NUE	1	9,2032	0,4217	0,3602	0,2914	0	0,1330	0,5085	0	-0,3041	0,9999	1	Correct Prediction
PKX	1	17,4264	0,3420	0,2234	0,4653	0	0,1014	0,4435	0	-0,0259	0,7352	1	Correct Prediction
RS	1	8,1768	0,4665	0,2853	0,3310	0	0,0888	0,3212	0	-0,0274	0,9960	1	Correct Prediction
RTI	1	6,6001	0,2770	0,5334	0,2013	0	0,0590	0,2018	0	2,8390	0,9882	1	Correct Prediction
RYI	0	7,6896	0,8549	0,4589	0,3081	0	-0,0238	0,2061	0	0,7072	0,1880	0	Correct Prediction
SCCO	1	8,7135	0,4059	0,2010	0,3962	0	0,2600	0,7216	0	-0,0501	1,0000	1	Correct Prediction
TCK	1	9,7217	0,5062	0,1628	0,7729	0	0,1132	0,3114	0	0,0341	0,9519	1	Correct Prediction
TRQ	0	6,5516	0,3982	0,3790	0,2894	0	-0,3609	-1,8584	1	0,1379	0,0000	0	Correct Prediction
TS	1	9,4031	0,4755	0,2505	0,4608	0	0,1416	0,3618	0	-0,0097	0,9997	1	Correct Prediction
TXN	1	9,4795	0,2040	0,3971	0,2674	0	0,1916	1,2371	0	-0,0579	1,0000	1	Correct Prediction
WOR	0	7,4756	0,5150	0,2342	0,5461	0	0,0424	0,2049	0	53,6859	0,0453	0	Correct Prediction

Ave	0,61	7,942	0,590	0,209	0,547	0,032	0,059	0,219	0,067	0,902	0,613	0,60	Score: 86,6%
-----	------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	------	--------------

Οι εντολές που χρησιμοποιήθηκαν για το Syntax του SPSS είναι οι παρακάτω:

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES PreAnalysis

/METHOD= ENTER SIZE TLTA WCTA CLCA OENEG NITA FUTL INTWO CHIN

/SAVE=PRED

4.2) Ανάλυση με μέθοδο Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων του δείγματος εταιρειών

Οι κύριες παραμετρικές μέθοδοι που απασχόλησαν τους ερευνητές πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας όπως Logit, Probit, κλπ., έχουν περιορισμούς ως προς τις στατιστικές υποθέσεις, τη γραμμικότητα, την κανονικότητα και την ανεξαρτησία των ανεξάρτητων μεταβλητών. Αντιθέτως, οι μη - παραμετρικές μέθοδοι δεν υπόκεινται σ' αυτούς τους περιορισμούς και λόγω αυτού εμφανίζουν μια σειρά από πλεονεκτήματα.

Τα νευρωνικά δίκτυα εν προκειμένω έχουν αποδειχτεί ισχυρές μέθοδοι ταξινόμησης και επίλυσης προβλημάτων κατηγορικής μεταβλητής καθώς έχουν μεγάλες δυνατότητες προσαρμογής και εκμάθησης και μπορούν να ανταποκριθούν ικανοποιητικά στην επίλυση μη-γραμμικών προβλημάτων. Γι' αυτό το λόγο τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί επιτυχώς για πολλά προβλήματα που σχετίζονται με χρηματοοικονομικά ζητήματα, εκ των οποίων αρκετά σημαντικό είναι και η πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας.

Για να μπορέσει να γίνει χρήση ενός νευρωνικού δικτύου για προβλεπτική διαδικασία πρέπει να χρησιμοποιηθεί ένα δείγμα εκμάθησης ή εκπαίδευσης, όπως αλλιώς λέγεται, και αφού δημιουργηθεί η ποιοτικής και ποσοτικής αρχιτεκτονική του δικτύου, τότε εισάγεται σε αυτό το δείγμα προς πρόβλεψη. Προφανώς αυτή η διαδικασία μπορεί να οδηγήσει σε over-fitting πάνω σε ένα πιθανώς διαφορετικό

δείγμα, και έτσι η μεροληψία να κάμψει την προβλεπτική ικανότητα του δικτύου. Αυτός είναι ο λόγος που η διαδικασία εκπαίδευσης θα πρέπει να ελέγχεται και να σταματάει σε ένα ικανό σημείο ώστε το νευρωνικό δίκτυο να μην χάνει ως προς την καθολικότητά του.

Όπως έχει ήδη αναφερθεί σε προηγούμενο κεφάλαιο, η αρχή λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων είναι η εξής:

- Ένας κόμβος στην αρχιτεκτονική ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου δέχεται είτε ένα αρχικό σήμα εισόδου είτε εισοδο από άλλο κόμβο, τα σήματα αυτά τα επεξεργάζεται με βάση μία συνάρτηση μεταφοράς και μετά τα μεταφέρει είτε σε κάποιον άλλο κόμβο, είτε στην έξοδο ως σήμα εξόδου.
- Στρώμα εισόδου θεωρούνται οι κόμβοι που δέχονται σήματα εισόδου. Από εκεί οι εσωτερικές πληροφορίες εισάγονται στο δικτυακό σύστημα.
- Στρώμα εξόδου θεωρούνται οι κόμβοι που στέλνουν την εσωτερική πληροφορία έξω από το δικτυακό σύστημα.
- Ενδιάμεσο ή κρυφό στρώμα είναι οι κόμβοι που δεν δέχονται εξωγενή σήματα ως εισόδους, ούτε στέλνουν σήματα εξόδου έξω από το σύστημα. Αποτελεί τον πυρήνα ενός νευρωνικού δικτύου και υπάρχουν διάφορες παραλλαγές ως προς την αρχιτεκτονική. Μπορεί να μην υπάρχει κανένα κρυφό στρώμα, ή μπορεί να υπάρχουν 1 ή 2 κ.ο.κ.
- Τα ΤΝΔ χρησιμοποιούν μια κατάλληλη συνάρτηση μεταφοράς κάθε φορά που βάσει των σταθμισμένων εισόδων της παράγει μια έξοδο που αποτελεί την είσοδο στα επόμενα επίπεδα.

Για την περίπτωση του δικού μας προβλήματος ταξινόμησης, οι εταιρείες ταξινομούνται σε δύο σύνολα, το σύνολο των επιτυχημένων και το αντίστοιχο των αποτυχημένων. Για το λόγο αυτό χρειάζεται μόνο ένας κόμβος εξόδου. Το αποτέλεσμα εξόδου κβαντίζεται σε δύο διακριτές καταστάσεις, 1 ή 0, ανάλογα με το αν είναι πάνω ή κάτω από το κατώφλι, που συνήθως ορίζεται στο 0,5. Το ποια αρχιτεκτονική θα χρησιμοποιηθεί είναι θέμα του ερευνητή, ο οποίος βάσει της εμπειρίας και της επιστημονικής του κατάρτισης είναι σε θέση να κρίνει τον αριθμό των εισόδων (επιλογή ανεξάρτητων μεταβλητών) και τον αριθμό των κρυφών στρωμάτων και αντίστοιχα των κόμβων υποστήριξής τους. Δεν υπάρχει κάποια αυστηρή επιστημονική μέθοδος που να κατευθύνει ως προς τις προαναφερθείσες επιλογές, οπότε ο ερευνητής δοκιμάζει διάφορες αρχιτεκτονικές και υλοποιεί αυτή που εμφανίζει το μικρότερο σφάλμα προσέγγισης στο δείγμα εκπαίδευσης.

Υπάρχουν κάποιοι εμπειρικοί κανόνες για την πολυπλοκότητα της υλοποίησης από τον χρήστη, οι οποίοι δίνουν το πλήθος των εσωτερικών κόμβων βάσει του πλήθους κόμβων εισόδων. Για παράδειγμα, αν οι κόμβοι εισόδων είναι n , τότε για υλοποίηση χαμηλής πολυπλοκότητας, ο ελάχιστος αριθμός κρυφών

κόμβων για την υλοποίηση μπορεί να είναι $n/2$, ενώ για μια αρκετά πιο περίπλοκη δομή μπορεί να χρησιμοποιηθεί μέχρι και $2n+1$ πλήθος κρυφών κόμβων. Στην περίπτωση μας, μετά από δοκιμές, και θέλοντας να κρατήσουμε μια μέση πολυπλοκότητα ως προς την υλοποίηση, χρησιμοποιήσαμε ένα κρυφό στρώμα με n αριθμό κρυφών κόμβων, όπου n οι είσοδοι του δικτυακού συστήματος.

Για τυπικούς λόγους αναφέρουμε και τα παρακάτω:

- Για τη διαδικασία εκμάθησης του δικτύου χρησιμοποιήθηκε ο πιο διαδεδομένος αλγόριθμος που είναι ο backpropagation learning, με υπολογισμό σφαλμάτων και επανακαθορισμό των βαρών για μείωση σφάλματος.
- Η συνάρτηση μεταφοράς μεταξύ κόμβων είναι hyperbolic tangent (υπερβολική συνάρτηση), καθώς είναι η πιο συνηθισμένη σε αυτές τις υλοποιήσεις.
- Η διαδικασία της μάθησης έγινε με επίβλεψη, καθώς το αποτέλεσμα είναι γνωστό για το πρόβλημα κατηγοριοποίησης στο δείγμα εκπαίδευσης.
- Σαν μεταβλητές εισόδου χρησιμοποιήσαμε τις μεταβλητές του LOGIT, ώστε να είναι πιο εύκολη η σύγκριση μεταξύ των μοντέλων. Παρόλα αυτά οι μεταβλητές εισόδου δεν είναι οι ίδιες στις πιο συχνές υλοποιήσεις. Ενδεικτικά παρατίθεται ο παρακάτω πίνακας όπου φαίνονται οι συνήθεις μεταβλητές που έχουν χρησιμοποιηθεί στη βιβλιογραφία, όσον αφορά την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με νευρωνικά δίκτυα.
- Οι τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών χρειάστηκε να κανονικοποιηθούν. Ο τρόπος που μπορούσε να γίνει αυτό ήταν μέσω διαίρεσης με τη μέγιστη τιμή από το δείκτη των εταιρειών, ώστε οι τιμές όλων των δεικτών να είναι μεταξύ -1 και 1 .

Factor/Consideration	Number of Studies that Include
Net income / Total assets	54
Current ratio	51
Working capital / Total assets	45
Retained earnings / Total assets	42
Earnings before interest and taxes / Total assets	35
Sales / Total assets	32
Quick ratio	30
Total debt / Total assets	27
Current assets / Total assets	26
Net income / Net worth	23
Total liabilities / Total assets	19
Cash / Total assets	18
Market value of equity / Book value of total debt	16
Cash flow from operations / Total assets	15
Cash flow from operations / Total liabilities	14
Current liabilities / Total assets	13
Cash flow from operations / Total debt	12
Quick assets / Total assets	11
Current assets / Sales	10
Earnings before interest and taxes / Interest	10
Inventory / Sales	10
Operating income / Total assets	10
Cash flow from operations / Sales	9
Net income / Sales	9
Long-term debt / Total assets	8
Net worth / Total assets	8
Total debt / Net worth	8
Total liabilities / Net worth	8
Cash / Current liabilities	7
Cash flow from operations / Current liabilities	7
Working capital / Sales	7
Capital / Assets	6
Net sales / Total assets	6
Net worth / Total liabilities	6
No-credit interval	6
Total assets (log)	6
Cash flow (using net income) / Debt	5
Cash flow from operations	5
Operating expenses / Operating income	5
Quick assets / Sales	5
Sales / Inventory	5
Working capital / Net worth	5

(Οι περισσότερο χρησιμοποιούμενες μεταβλητές εισόδου ΤΝΔ για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας, Πίνακας από: J. Bellovary, D. Giacomino, M. Akers, *A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present*, Journal of Financial Education, Vol. 33 (Winter 2007), pp.1-43).

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q
company	PreAnalys	EIDIKI	R. ROE	ROA	SIZE	TLTA	WCTA	CLCA	OENEG	NITA	FUTL	INTWO	CHIN	N_EID	N_SIZE	N_TLTA
AGU	1	0.949262	0.165235	0.07244	9.607845	0.568416	0.187305	0.638723	0	0.07244	0.155843	0	-0.00173	0.185856	0.52837	0.51704
ALB	1	2.501853	0.204937	0.094626	8.197726	0.558854	0.326227	0.294757	0	0.094626	0.231199	0	-0.09798	0.489837	0.45082	0.50834
APD	1	0.944588	0.170538	0.06844	9.678272	0.59852	0.038235	0.819829	0	0.06844	0.183973	0	-0.00459	0.18494	0.53224	0.54442
ARG	1	0.980817	0.16892	0.054871	8.558561	0.66575	0.069691	0.688734	0	0.054871	0.154621	0	0.07256	0.192034	0.47067	0.60557
ASH	0	1.332855	0.081783	0.029324	9.353789	0.651307	0.123351	0.555982	0	0.029324	0.067134	0	-0.08413	0.260959	0.51440	0.59244
AVD	1	1.18121	0.099845	0.056607	5.944205	0.43294	0.310377	0.421627	0	0.056607	0.115997	0	-0.04957	0.231269	0.32689	0.39381
AVY	1	0.939604	0.164306	0.049289	8.480596	0.693161	0.079105	0.823061	0	0.049289	0.126076	0	-0.02887	0.183965	0.46638	0.63051
BIOA	0	3.911594	-0.59179	-0.3656	4.187226	0.372926	0.371606	0.604626	0	-0.3656	-0.9206	0.75	0.298877	0.765849	0.23027	0.33922
CBM	1	1.229245	0.186772	0.078464	5.994445	0.600993	0.22325	0.462336	0	0.078464	0.174212	0	0.177663	0.240673	0.32966	0.54667
CBT	1	1.468141	0.134378	0.060314	8.214911	0.545377	0.210071	0.491997	0	0.060314	0.153248	0	0.037537	0.287447	0.45177	0.49608
CCC	1	1.822952	0.100463	0.067356	6.341319	0.333637	0.317003	0.355198	0	0.067356	0.322386	0	0.040225	0.356915	0.34873	0.30348
CE	1	1.46276	0.36777	0.075372	9.073633	0.783932	0.15827	0.50982	0	0.075372	0.106117	0	0.061517	0.286393	0.49899	0.71307
CF	1	2.109552	0.27134	0.1306	9.203714	0.52076	0.125238	0.461468	0	0.1306	0.347952	0	0.144914	0.413107	0.50614	0.47369
CHMT	1	2.091649	0.029608	0.018896	7.948256	0.638492	0.336737	0.323249	0	0.018896	0.020849	0	0.917634	0.409523	0.43710	0.58078
CYT	1	1.494965	0.120308	0.054828	8.094704	0.542974	0.169185	0.483464	0	0.054828	0.118492	0	-0.01385	0.292699	0.44516	0.49390
DD	1	1.140929	0.315642	0.073904	10.77542	0.761635	0.186245	0.576157	0	0.073904	0.117909	0	0.020996	0.223382	0.59258	0.69279
ECL	1	1.085826	0.148511	0.057054	9.567669	0.631337	0.085041	0.712532	0	0.057054	0.156382	0	0.101285	0.212593	0.52616	0.57427
EMN	1	1.114957	0.26215	0.073682	9.170358	0.72673	0.129692	0.537466	0	0.073682	0.136005	0	0.059318	0.218297	0.50431	0.66104
FF	1	5.107525	0.143225	0.10949	5.964471	0.242769	0.546538	0.163704	0	0.10949	0.525642	0	0.099355	1	0.32801	0.22083
FMC	1	1.306884	0.224535	0.071702	8.373033	0.682468	0.214665	0.584631	0	0.071702	0.125025	0	0.068899	0.255874	0.46046	0.62078
FOE	0	1.312758	-0.2642	-0.03408	7.088233	0.695321	0.237737	0.531553	0	-0.03408	0.083667	0	0.120783	0.257024	0.38981	0.63247
FUL	1	1.697163	0.112203	0.056629	7.343891	0.494059	0.252822	0.433247	0	0.056629	0.123534	0	-0.04129	0.332287	0.40387	0.44940
GRA	1	2.717024	0.096752	0.048316	8.443394	0.945662	0.288278	0.363376	0.2	0.048316	-0.01352	0	0.037152	0.531965	0.46433	0.86019

Πίνακας που δείχνει την κανονικοποίηση των τιμών των μεταβλητών που χρησιμοποιήθηκαν στο LOGIT ώστε να εισαχθούν στο TNA.

Για τη ρύθμιση των παραμέτρων στο λογισμικό υλοποίησης τεχνητών νευρωνικών δικτύων παρατίθεται η παρακάτω εικόνα, όπου φαίνονται οι επιλογές ως προς τις μεταβλητές εισόδου, εξόδου, τον αριθμό των κρυφών στρωμάτων και των κόμβων υλοποίησης της διαδικασίας πρόβλεψης. Ταυτόχρονα ο χρήστης μπορεί να ρυθμίσει το ρυθμό εκμάθησης και τον μέγιστο επιτρεπόμενο κύκλο επαναλήψεων. Όπως φαίνεται έγινε επιλογή μέτριας πολυπλοκότητας, καθώς ο αριθμός των κρυφών κόμβων είναι ίσος με τον αριθμό των εισόδων.

The screenshot shows the 'Neural Network Configuration' window. It is divided into several sections:

- Topology setting:** A table with 8 rows and 2 columns (Parameter, Value).

Number of input variables	9
Number of output variables	1
Number of hidden layer	1
Node # of 1st hidden layer	9
Node # of 2nd hidden layer	Not available
Node # of 3rd hidden layer	Not available
Node # of 4th hidden layer	Not available
Node # of 5th hidden layer	Not available
- Training setting:** A table with 8 rows and 2 columns (Parameter, Value).

Learning rate	0.01
Momentum coefficient	0.1
Transfer function	Hyperbolic tangent
Maximum # of training cycle	10000
Target Error	0.00001
Initialization method of threshold	Random
Initialization method of weight factor	Random
Analysis update interval (cycles)	500
- Training status:** A table with 6 rows and 2 columns (Parameter, Value).

Total cycles	
Sum of error	
Avg error per output per dataset	
Started on	
Processing time (Sec)	
- Diagram:** A neural network diagram showing 9 input nodes, 9 hidden nodes, and 1 output node.
- Buttons:** Start training, Continue training, Stop, Recall and Validate, Predict.

4.2.1) Ανάλυση με μέθοδο Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων του δείγματος εταιρειών για την περίοδο 2010-2014

Χρησιμοποιώντας δεδομένα εταιρειών επιλεγμένων με τυχαίο τρόπο ως δείγμα εκπαίδευσης, έγινε εκμάθηση ενός νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη των δεδομένων περιόδου 2010-2014. Τα αποτελέσματα που έδωσε το νευρωνικό δίκτυο φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Company	Pre Analysis	Pred. Out 1	NN	Accordance
AGU	1	0.4250748	1	Correct Prediction
ALB	1	0.9999973	1	Correct Prediction
APD	1	0.4929233	1	Correct Prediction
ARG	1	0.7879533	1	Correct Prediction
ASH	0	0.0644964	0	Correct Prediction
AVD	1	0.283436	0	Wrong Prediction
AVY	1	0.5277069	1	Correct Prediction
BIOA	0	0.08529335	0	Correct Prediction
CBM	1	-0.0325187	0	Wrong Prediction
CBT	1	0.1294896	0	Wrong Prediction
CCC	1	0.8322816	1	Correct Prediction
CE	1	0.9956554	1	Correct Prediction
CF	1	0.9999164	1	Correct Prediction
CHMT	1	0.8377958	1	Correct Prediction
CYT	1	-0.1765265	0	Wrong Prediction
DD	1	-0.001211	0	Wrong Prediction
ECL	1	0.5181295	1	Correct Prediction
EMN	1	0.7591633	1	Correct Prediction
FF	1	0.9999838	1	Correct Prediction
FMC	1	0.1479595	0	Wrong Prediction
FOE	0	0.03996019	0	Correct Prediction
FUL	1	0.835013	1	Correct Prediction
GRA	1	0.9999956	1	Correct Prediction
HUN	0	0.2064389	0	Correct Prediction
IFF	1	0.9976051	1	Correct Prediction
KMG	0	0.00470606	0	Correct Prediction
KOP	1	0.1998242	0	Wrong Prediction
KRA	1	0.8756849	1	Correct Prediction
KRO	1	0.9999923	1	Correct Prediction
KWR	1	0.996524	1	Correct Prediction
LYB	1	0.9999997	1	Correct Prediction
MOS	1	0.9999933	1	Correct Prediction
MTX	1	0.9999936	1	Correct Prediction
NEU	1	0.9999999	1	Correct Prediction

NL	1	0.9999143	1	Correct Prediction
OCIP	1	0.9839658	1	Correct Prediction
OLN	1	0.09251977	0	Wrong Prediction
OMG	0	0.1667814	0	Correct Prediction
OMN	1	0.999988	1	Correct Prediction
PAH	1	0.9999728	1	Correct Prediction
POL	1	0.08010653	0	Wrong Prediction
POT	0	0.3695182	0	Correct Prediction
PPO	1	0.9998771	1	Correct Prediction
PX	1	0.5160083	1	Correct Prediction
RNF	0	0.7373804	1	Wrong Prediction
RPM	1	0.5167333	1	Correct Prediction
SCL	1	0.4427582	1	Correct Prediction
SHI	0	-0.6240414	0	Correct Prediction
SQM	1	0.9999998	1	Correct Prediction
SXT	1	0.5707294	1	Correct Prediction
TG	1	-0.5608197	0	Wrong Prediction
TNH	1	0.9997362	1	Correct Prediction
UAN	1	0.9999725	1	Correct Prediction
VHI	1	-0.2752264	0	Wrong Prediction
WLK	1	0.9999918	1	Correct Prediction
ZEP	0	0.4302569	1	Wrong Prediction
AA	0	0.275084	0	Correct Prediction
ACH	0	-0.8793541	0	Correct Prediction
AKS	0	0.2928043	0	Correct Prediction
AP	1	0.890311	1	Correct Prediction
ATI	0	0.377752	0	Correct Prediction
CCJ	1	0.999957	1	Correct Prediction
CLF	1	0.8452764	1	Correct Prediction
CRS	1	0.5586201	1	Correct Prediction
IPI	1	0.9999645	1	Correct Prediction
MIL	1	0.9991494	1	Correct Prediction
MT	0	0.2192391	0	Correct Prediction
MTCN	0	0.1045358	0	Correct Prediction
MTL	0	-0.8885812	0	Correct Prediction
NOR	0	0.3835548	0	Correct Prediction
NUE	1	0.9188417	1	Correct Prediction
PKX	0	0.215875	0	Correct Prediction
RS	1	0.9415976	1	Correct Prediction
RTI	0	0.36579	0	Correct Prediction
RYI	0	0.2947882	0	Correct Prediction
SCCO	1	0.9999835	1	Correct Prediction
TCK	1	0.9997934	1	Correct Prediction
TRQ	0	0.322576	0	Correct Prediction
TS	1	0.8013514	1	Correct Prediction
TXN	1	0.9999996	1	Correct Prediction
WOR	1	0.2203984	0	Wrong Prediction
X	0	-0.2072528	0	Correct Prediction
Average	0.72	0.52842572		83% Correct

			0.60	Prediction
--	--	--	------	------------

Από τον παραπάνω πίνακα βλέπουμε ότι το ποσοστό συμφωνίας του αποτελέσματος των νευρωνικών δικτύων με την Pre-Analysis είναι 83%, λίγο λιγότερο από το αντίστοιχο 87% του μοντέλου Logit. Το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου ήταν πιο συντηρητικό ως προς την ταξινόμηση των εταιρειών. Ενώ το 72% των εταιρειών θεωρήθηκαν επιτυχημένες από τη λογική συνάρτηση Pre-Analysis, το 60% θεωρήθηκαν επιτυχημένες από το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου, και αυτό ήταν μάλιστα μετά από μετατόπιση του cut-off σημείου σε λιγότερο αυστηρή περιοχή (0,4) ώστε να ελαχιστοποιείται το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης.

4.2.2) Ανάλυση με μέθοδο Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων του δείγματος εταιρειών για την περίοδο 2005-2009

Χρησιμοποιώντας δεδομένα εταιρειών επιλεγμένων με τυχαίο τρόπο ως δείγμα εκπαίδευσης, έγινε εκμάθηση ενός νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη των δεδομένων περιόδου 2005-2009. Τα αποτελέσματα που έδωσε το νευρωνικό δίκτυο φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Company	PreAnalysis	NN1		Accordance
AGU	1	1	1	Correct Prediction
ALB	1	0.999974	1	Correct Prediction
APD	1	0.999999	1	Correct Prediction
ARG	0	0.378823	0	Correct Prediction
ASH	1	0.999999	1	Correct Prediction
AVD	1	0.999992	1	Correct Prediction
AVY	0	0.484499	0	Correct Prediction
CBM	1	0.995818	1	Correct Prediction
CBT	0	0.313073	0	Correct Prediction

CCC	1	0.548933	1	Correct Prediction
CE	1	0.998605	1	Correct Prediction
CF	1	0.999995	1	Correct Prediction
CHMT	0	0.998345	1	Wrong Prediction
CYT	0	0.482977	0	Correct Prediction
DD	1	0.999986	1	Correct Prediction
ECL	1	0.999997	1	Correct Prediction
EMN	1	0.999722	1	Correct Prediction
FF	1	0.999967	1	Correct Prediction
FMC	1	0.999894	1	Correct Prediction
FOE	0	-0.12348	0	Correct Prediction
FUL	1	0.999999	1	Correct Prediction
GRA	0	0.236173	0	Correct Prediction
HUN	0	0.889448	1	Wrong Prediction
IFF	1	0.998261	1	Correct Prediction
KMG	1	0.999992	1	Correct Prediction
KOP	1	-0.45033	0	Wrong Prediction
KRA	0	-0.21611	0	Correct Prediction
KRO	0	0.208181	0	Correct Prediction
KWR	1	0.998936	1	Correct Prediction
LYB	0	0.348096	0	Correct Prediction
MOS	1	0.999998	1	Correct Prediction
MTX	0	0.954253	1	Wrong Prediction
NEU	1	0.999992	1	Correct Prediction
NL	1	0.99109	1	Correct Prediction
OLN	1	0.999953	1	Correct Prediction
OMG	1	1	1	Correct Prediction
OMN	1	0.95286	1	Correct Prediction
POL	0	-0.07757	0	Correct Prediction
POT	0	0.999999	1	Wrong Prediction
PPO	0	-0.26453	0	Correct Prediction
PX	0	0.22543	0	Correct Prediction
RPM	0	0.779454	1	Wrong Prediction
SHI	0	0.143327	0	Correct Prediction
SQM	1	1	1	Correct Prediction
SXT	0	0.999639	1	Wrong Prediction
TG	1	0.02312	0	Wrong Prediction
TNH	1	0.99996	1	Correct Prediction
VHI	0	-0.60239	0	Correct Prediction
WLK	1	0.999987	1	Correct Prediction
ZEP	1	0.999974	1	Correct Prediction
AA	0	0.182337	0	Correct Prediction
ACH	0	0.01588	0	Correct Prediction
AKS	1	0.784033	1	Correct Prediction
AP	1	0.999952	1	Correct Prediction
ATI	1	0.793755	1	Correct Prediction
CCJ	1	0.999992	1	Correct Prediction
CLF	1	0.999955	1	Correct Prediction
CRS	1	0.458895	0	Wrong Prediction
IPI	1	0.999978	1	Correct Prediction

MIL	0	0.999905	1	Wrong Prediction
MT	0	0.285439	0	Correct Prediction
MTCN	1	0.999999	1	Correct Prediction
MTL	0	0.234889	0	Correct Prediction
NOR	0	0.789825	1	Wrong Prediction
NUE	1	0.844493	1	Correct Prediction
PKX	1	0.89993	1	Correct Prediction
RS	1	0.999999	1	Correct Prediction
RTI	1	0.807765	1	Correct Prediction
RYI	0	0.215729	0	Correct Prediction
SCCO	1	0.999814	1	Correct Prediction
TCK	1	0.999999	1	Correct Prediction
TRQ	0	-0.29086	0	Correct Prediction
TS	1	0.010088	0	Wrong Prediction
TXN	1	0.999999	1	Correct Prediction
WOR	0	0.010365	0	Correct Prediction
Average	0.6133	0.6701	0.6667	84% Correct Prediction

Από τον παραπάνω πίνακα βλέπουμε ότι το ποσοστό συμφωνίας του αποτελέσματος των νευρωνικών δικτύων με την Pre-Analysis είναι 84%, λίγο λιγότερο από το αντίστοιχο 88% του μοντέλου Logit. Επομένως επιβεβαιώνεται η υπεροχή του μοντέλου Logit και για αυτή την περίοδο. Το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου εδώ ήταν λιγότερο συντηρητικό ως προς την αρχική ταξινόμηση των εταιρειών. Ενώ το 61% των εταιρειών θεωρήθηκαν επιτυχημένες από τη λογική συνάρτηση Pre-Analysis, το 67% θεωρήθηκαν επιτυχημένες από το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου. Το cutoff point διατηρήθηκε σε αυτή την περίπτωση στη συνήθη τιμή 0,5.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο **πέμπτο κεφάλαιο** αυτό γίνεται σύγκριση της μεθόδου LOGIT και της μεθόδου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για τα δύο δείγματα εταιρειών περιόδων 2005-2009 και 2010-2014. Γίνεται προσπάθεια ερμηνείας των αποτελεσμάτων της σύγκρισης και τέλος επιδιώκεται μια γενική σύνοψη της παρούσας εργασίας και ο ορισμός μιας κατεύθυνση προς μελλοντικές έρευνες που θα μπορούσαν να υποστηρίξουν ή να αναδείξουν νέα και πιο χρήσιμα συμπεράσματα.

5.1) Σύγκριση μεθόδου LOGIT και μεθόδου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για το δείγμα εταιρειών περιόδου 2010-2014

Παρακάτω φαίνεται ο πίνακας που προέκυψε από σύγκριση των αποτελεσμάτων των δύο μεθόδων για τις εταιρείες του δείγματος, για την περίοδο 2010-2014. Για λόγους συνοχής παρατίθεται και το αποτέλεσμα της λογικής συνάρτησης Pre-Analysis. Στην τελευταία στήλη, αν οι δύο μέθοδοι συμφωνούν υπάρχει η ετικέτα “Agree”, διαφορετικά “Disagree”.

Company	Pre Analysis	Logit	NN	Accordance
AGU	1	1	1	Agree
ALB	1	1	1	Agree
APD	1	1	1	Agree
ARG	1	1	1	Agree
ASH	0	1	0	Disagree
AVD	1	1	0	Disagree
AVY	1	1	1	Agree
BIOA	0	0	0	Agree
CBM	1	1	0	Disagree
CBT	1	1	0	Disagree
CCC	1	1	1	Agree
CE	1	1	1	Agree
CF	1	1	1	Agree
CHMT	1	1	1	Agree
CYT	1	1	0	Disagree
DD	1	1	0	Disagree
ECL	1	1	1	Agree
EMN	1	1	1	Agree
FF	1	1	1	Agree
FMC	1	1	0	Disagree
FOE	0	1	0	Disagree
FUL	1	1	1	Agree
GRA	1	1	1	Agree
HUN	0	1	0	Disagree
IFF	1	1	1	Agree
KMG	0	1	0	Disagree
KOP	1	1	0	Disagree
KRA	1	1	1	Agree
KRO	1	1	1	Agree
KWR	1	1	1	Agree
LYB	1	1	1	Agree
MOS	1	1	1	Agree

MTX	1	1	1	Agree
NEU	1	1	1	Agree
NL	1	1	1	Agree
OCIP	1	0	1	Disagree
OLN	1	1	0	Disagree
OMG	0	0	0	Agree
OMN	1	1	1	Agree
PAH	1	1	1	Agree
POL	1	1	0	Disagree
POT	0	1	0	Disagree
PPO	1	1	1	Agree
PX	1	1	1	Agree
RNF	0	1	1	Agree
RPM	1	1	1	Agree
SCL	1	1	1	Agree
SHI	0	0	0	Agree
SQM	1	1	1	Agree
SXT	1	1	1	Agree
TG	1	1	0	Disagree
TNH	1	1	1	Agree
UAN	1	1	1	Agree
VHI	1	1	0	Disagree
WLK	1	1	1	Agree
ZEP	0	1	1	Agree
AA	0	0	0	Agree
ACH	0	0	0	Agree
AKS	0	0	0	Agree
AP	1	1	1	Agree
ATI	0	1	0	Disagree
CCJ	1	1	1	Agree
CLF	1	0	1	Disagree
CRS	1	1	1	Agree
IPI	1	1	1	Agree
MIL	1	1	1	Agree
MT	0	0	0	Agree
MTCN	0	0	0	Agree
MTL	0	0	0	Agree
NOR	0	0	0	Agree
NUE	1	1	1	Agree
PKX	0	0	0	Agree
RS	1	1	1	Agree
RTI	0	1	0	Disagree
RYI	0	0	0	Agree
SCCO	1	1	1	Agree
TCK	1	1	1	Agree
TRQ	0	0	0	Agree
TS	1	1	1	Agree
TXN	1	1	1	Agree
WOR	1	1	0	Disagree
X	0	0	0	Agree

Σε σύνολο 82 εταιρειών, ταύτιση των αποτελεσμάτων μεταξύ Logit και NN υπάρχει για τις 61 από αυτές, δηλαδή για το 74,4 % των εταιρειών. Το ποσοστό δεν μπορεί να θεωρηθεί αρκετά ικανοποιητικό και δείχνει μια διαφορετική προσέγγιση των δύο μεθόδων ως προς την πρόβλεψη εταιρικής δυσχέρειας για την παρούσα περίοδο.

5.2) Σύγκριση μεθόδου LOGIT και μεθόδου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για το δείγμα εταιρειών περιόδου 2005-2009

Παρακάτω φαίνεται ο αντίστοιχος πίνακας που προέκυψε από σύγκριση των αποτελεσμάτων των δύο μεθόδων για τις εταιρείες του δείγματος, για την περίοδο 2005-2009. Και σε αυτή την περίπτωση παρατίθεται και το αποτέλεσμα της λογικής συνάρτησης Pre-Analysis. Στην τελευταία στήλη, αν οι δύο μέθοδοι συμφωνούν υπάρχει η ετικέτα “Agree”, διαφορετικά “Disagree”.

Company	Pre - Analysis	Logit	NN	
AGU	1	1	1	Agree
ALB	1	1	1	Agree
APD	1	0	1	Disagree
ARG	0	0	0	Agree
ASH	1	1	1	Agree
AVD	1	1	1	Agree
AVY	0	0	0	Agree
CBM	1	1	1	Agree
CBT	0	0	0	Agree
CCC	1	1	1	Agree
CE	1	0	1	Disagree
CF	1	1	1	Agree

CHMT	0	0	1	Disagree
CYT	0	0	0	Agree
DD	1	1	1	Agree
ECL	1	1	1	Agree
EMN	1	1	1	Agree
FF	1	1	1	Agree
FMC	1	1	1	Agree
FOE	0	0	0	Agree
FUL	1	1	1	Agree
GRA	0	0	0	Agree
HUN	0	0	1	Disagree
IFF	1	1	1	Agree
KMG	1	1	1	Agree
KOP	1	1	0	Disagree
KRA	0	0	0	Agree
KRO	0	0	0	Agree
KWR	1	1	1	Agree
LYB	0	0	0	Agree
MOS	1	1	1	Agree
MTX	0	0	1	Disagree
NEU	1	1	1	Agree
NL	1	1	1	Agree
OLN	1	1	1	Agree
OMG	1	1	1	Agree
OMN	1	0	1	Disagree
POL	0	0	0	Agree
POT	0	1	1	Agree
PPO	0	0	0	Agree
PX	0	0	0	Agree
RPM	0	0	1	Disagree
SHI	0	0	0	Agree
SQM	1	1	1	Agree
SXT	0	1	1	Agree
TG	1	0	0	Agree
TNH	1	1	1	Agree
VHI	0	0	0	Agree
WLK	1	1	1	Agree
ZEP	1	1	1	Agree
AA	0	0	0	Agree
ACH	0	0	0	Agree
AKS	1	0	1	Disagree
AP	1	1	1	Agree
ATI	1	1	1	Agree
CCJ	1	1	1	Agree
CLF	1	1	1	Agree
CRS	1	1	0	Disagree
IPI	1	1	1	Agree
MIL	0	1	1	Agree
MT	0	0	0	Agree
MTCN	1	1	1	Agree

MTL	0	0	0	Agree
NOR	0	1	1	Agree
NUE	1	1	1	Agree
PKX	1	1	1	Agree
RS	1	1	1	Agree
RTI	1	1	1	Agree
RYI	0	0	0	Agree
SCCO	1	1	1	Agree
TCK	1	1	1	Agree
TRQ	0	0	0	Agree
TS	1	1	0	Disagree
TXN	1	1	1	Agree
WOR	0	0	0	Agree

Σε σύνολο 75 εταιρειών, ταύτιση των αποτελεσμάτων μεταξύ Logit και NN υπάρχει για τις 64 από αυτές, δηλαδή για το 85,3 % των εταιρειών. Το ποσοστό αρκετά καλύτερο σε σχέση με το αντίστοιχο της άλλης περιόδου και δείχνει μια σύγκλιση των δύο μεθόδων ως προς την πρόβλεψη εταιρικής δυσχέρειας για την περίοδο αυτή.

5.3) Τελικά Συμπεράσματα Εργασίας

Στη παρούσα παράγραφο θα επιχειρήσουμε να εξηγήσουμε κάποια στοιχεία που προέκυψαν από την επεξεργασία του δείγματος των εταιρειών για τις δύο χρονικές περιόδους. Για το λόγο αυτό παρατίθεται ο παρακάτω πίνακας:

	2010-2014		2005-2009	
	Successful Companies	Accordance to Pre-Analysis	Successful Companies	Accordance to Pre-Analysis
Pre-Analysis	72 %		61,3 %	
LOGIT	80 %	86,6 %	60 %	88 %
NN	59.8 %	83 %	66,7 %	84%

Για την περίοδο 2010-2014 βλέπουμε ότι η λογική μας συνάρτηση έδωσε ένα αρκετά υψηλό ποσοστό επιτυχημένων εταιρειών από το δείγμα (72 %). Το μοντέλο Logit ακολούθησε αυτή την τάση κρίνοντας ως επιτυχημένες το 80 % των εταιρειών του δείγματος. Αντίθετα, το μοντέλο των νευρωνικών δικτύων αποδείχτηκε αρκετά συντηρητικό θεωρώντας ως επιτυχημένες μόλις το 59,8 % αυτών. Ταυτοχρόνως βλέπουμε ότι η λογική μας συνάρτηση και το αποτέλεσμα της προσεγγίζεται καλύτερα από το μοντέλο Logit (86,6 % έναντι 83 %).

Για την περίοδο 2005-2009 η λογική συνάρτηση έδωσε ως αποτέλεσμα ότι το 61,3 % των επιχειρήσεων είναι επιτυχημένες, ποσοστό αρκετά μειωμένο σε σχέση με την προηγούμενη περίοδο. Αυτό μπορεί να εξηγηθεί μακροοικονομικά μιας και βρισκόμαστε στην καρδιά της οικονομικής ύφεσης των ΗΠΑ τη συγκεκριμένη περίοδο. Την πτωτική αυτή τάση την ακολουθεί και το μοντέλο Logit δείχνοντας ως επιτυχημένες μόλις το 60 % αυτών, ενώ το μοντέλο των νευρωνικών δικτύων δείχνει ως επιτυχημένες το 66,7 % αυτών. Παράλληλα φαίνεται ότι η λογική συνάρτηση και το αποτέλεσμα της προσεγγίζεται και πάλι καλύτερα από το μοντέλο Logit (88 % έναντι 84 %).

Συμπέρασμα των δύο προηγούμενων παρατηρήσεων είναι ότι το μοντέλο Logit δείχνει να ακολουθεί καλύτερα τη λογική συνάρτηση, αλλά η υπεροχή αυτή είναι σχετικά μικρή. Ένα δεύτερο συμπέρασμα, το οποίο φαίνεται πιο καλά στον παρακάτω πίνακα, είναι ότι τα δύο μοντέλα συγκλίνουν μεταξύ τους καλύτερα ως προς την προβλεπτική ικανότητα κατά την περίοδο 2005-2009 (85,3 % έναντι 74,4 %), όπως φαίνεται και στον πίνακα που ακολουθεί.

LOGIT - NN	2010-2014	2005-2009
	74,4 %	85,3 %

Ένα από τα δεδομένα που πιθανώς συντελούν στην υπεροχή του μοντέλου Logit είναι ότι για την ανάλυση χρησιμοποιήθηκαν οι μεταβλητές που είχαν προταθεί στο αρχικό μοντέλο του Logit από τον Ohlson. Το κλασικό μοντέλο του Ohlson επιλέχτηκε έτσι ώστε να υπάρχει η δυνατότητα εξαγωγής αποτελεσμάτων από ένα παραδοσιακό παραμετρικό μοντέλο που χρησιμοποιείται κατά κόρον, λόγω των μειωμένων απαιτήσεων ως προς τις στατιστικές παραδοχές, σε σύγκριση με άλλα παραμετρικά μοντέλα. Κρατήθηκαν οι ίδιες μεταβλητές για να φανεί πιο εύκολα η σύγκριση των μοντέλων και για να είναι πιο εύκολη η επεξεργασία και η εξαγωγή των αποτελεσμάτων. Η βιβλιογραφία έχει δείξει ένα αρκετά διαφορετικό σύνολο μεταβλητών που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση με νευρωνικά δίκτυα, και επομένως μια πιθανή μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να εστιάσει σε μεταβλητές που χρησιμοποιούνται πιο συχνά στα νευρωνικά δίκτυα ή θα μπορούσε να λάβει ένα συνδυασμό μεταβλητών, από μία παραμετρική και μία μη-παραμετρική μέθοδο.

Επιπλέον, κάλλιστα θα μπορούσε κάποιος να αμφισβητήσει την ορθότητα της λογικής συνάρτησης ως προς την ταξινόμηση εταιρειών. Πρόκειται για μία μαθηματική σχέση που εμπλέκει την ειδική ρευστότητα και τα ROE και ROA, και προσπαθεί να σκιαγραφήσει, μόνο με αυτά τα στοιχεία, την εικόνα της εταιρείας. Κάποιος άλλος ερευνητής, ανάλογα με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του δείγματος μελέτης και τους σκοπούς της εργασίας του, θα μπορούσε να εφαρμόσει κάποιο διαφορετικό κριτήριο για την αξιολόγηση των εταιρειών του δείγματός του, και έτσι αντίστοιχα να προκύψουν διαφορετικά αποτελέσματα. Επομένως η ισχύς αυτού του κριτηρίου αφήνεται στην κρίση του εκάστοτε ερευνητή που θα προσπαθήσει να αξιολογήσει τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [001] Beaver, W. (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failure", *Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966*, Journal of Accounting Research 4 pp.71-111.
- [002] Brealey, R.A., Myers, S.C. and Marcus, A.J. (2001). *Fundamentals of Corporate Finance*, 3rd edn. New York: McGraw-Hill.
- [003] Ross, S.A., Westerfield, R.W., and Jaffe, J.F. (2002). *Corporate Finance*, 6th edn. New York: McGraw-Hill.
- [004] Carminchael, D.R., "The auditor's reporting obligation. *Auditing Res. Monogr.* (1) (New York: AICPA) (1972) 94-94.
- [005] Foster, G., *Financial Statement Analysis*, 2nd ed., Prentice Hall, NJ, 1986.
- [006] Altman, E.I., "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, September 1968.
- [007] Doumpos, M. Zopounidis, C., "A multinational discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece.", *Multinatl. Finan. J.* 3 (1999), 71-101.
- [008] Ross, S.A., R.W. Westerfield, J.F. Jaffe, *Corporate finance*, second ed., Homewood IL, 1999.
- [009] Pastena, V. and Ruland, W. (1986). "The merger bankruptcy alternative." *Accounting Review*, 61(2):288-301.
- [010] Bose, I., "Deciding the financial health of dot-coms using rough sets." *Inform. Manage.*, 43 (2006) 835-846.
- [011] Lin, Tzong-Huei, A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models, *Neurocomputing*, v.72 n.16-18, p.3507-3516, October, 2009.
- [012] Sun, J., Hui, X.-F, Financial distress prediction based on similarity weighted voting CBR, *Lect. Notes Artif. Int.* 4093 (2006) 947-958.
- [013] Rees, B. (1990) *Financial Analysis*. London: Prentice-Hall.

- [014] Blum, M. (1974). "Failing company discriminant analysis." *Journal of Accounting Research*, 12(1): 1-25.
- [015] Hundson, J. (1987). "The age, regional and industrial structure of company liquidations." *Journal of Business Finance and Accounting*, 14(2): 199-213.
- [016] Walker, I.E. (1992). *Buying a Company in Trouble: A Practical Guide*. Hants: Gower.
- [017] Bulow, J. and Shoven, J. (1978). "The bankruptcy decision." *The Bell Journal of Economics*, 9(2): 437-456.
- [018] Beaver, W., Financial ratios as predictors of failure, *J.Account. Res.* 4 (1966).
- [019] Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23, 589-609.
- [020] Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.
- [021] Altman, E. & Halderman, R. & Narayanan (1977). Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations, *Journal of Banking and Finance*, June, pp. 29-54.
- [022] Deakin, E. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure, *Journal of Accounting Research*, Spring 1972, pp.167-179.
- [023] von Stein, J. H. and W. Ziegler, (1984), "The prognosis and surveillance of risks from commercial credit borrowers, *Journal of Banking and Finance* 8 (2), 249-268.
- [024] Weibel, P.F., (1973), " The value of criteria to judge credit worthiness in the lending of banks", (Bern/Stuttgart).
- [025] Taffler, R. J. and Tisshaw, H., (1977), *Going, Going, Going - Four Factors Which Predict*, Accountancy, 50.
- [026] Marais, D. A. J., (1979), A method of quantifying companies' relative financial strength, Working Paper No. 4 (Bank of England, London).
- [027] Bilderbeek, J., (1979), An empirical study of the predictive ability of financial ratios in the Netherlands, *Zeitschrift fur Betriebswirtschaft* 5, May.
- [028] Altman, E. I, Lavalley, M. (1981), Business Failure Classification in Canada, *Journal of Business Administration*, Summer.

- [029] Castagna, A. D. and Matolcsy, Z. P., (1982), The prediction of corporate failure; Testing the Australian experience, *Australian Journal of Management*, June, 35.
- [030] Scott, J., The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models, *Original Research Article, Journal of Banking & Finance*, Volume 5, Issue 3, September 1981, Pages 317-344.
- [031] 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.
- [032] Chatfield, C., Collins, A. J., : *Introduction to Multivariate Analysis*. Chapman & Hall, London and New York 1980. 246.
- [033] Martin, D., Early warning of bank failure: A logit regression approach, *Journal of Banking & Finance*, 1997, vol.1, issue 3, pages249-276.
- [034] West, R. C., (1985), A factor-analytical approach to bank condition. *Journal of Banking and Finance* 253-266.
- [035] Laurence, E. L., Smith, S., Rhoades, M., (1992), An analysis of default risk in mobile home credit, *Journal of Banking and Finance*, 299-312.
- [036] Balcaen, S. and Ooghe, H., (2006) "35 Years of Studies on Business Failure: An Overview of the Classic Statistical Methodologies and their Related Problems", *The British Accounting Review*, September 2005.
- [037] Ravi Kumar, P. and Ravi, V. (2007), Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques - a review. *European Journal of Operational Research*, 180, 1-28.
- [038] Bahrammirzaee, A. (2010), A comparative survey of artificial intelligence applications in Finance: Artificial Neural Networks, Expert System and Hybrid Intelligent Systems, *Journal of Neural Computing and Applications*, 1165-1195, Springer-Verlag, London UK.
- [039] Verikas, A., Kalsyte, Z. , Bacauskiene, M., Gelzinis, A. (2010) Hybrid and ensemble-based soft computing techniques in bankruptcy prediction: a survey. *Soft Comput.* 14(9): 995-1010.
- [040] Lin, T. H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72, p. 3507-3516.
- [041] Marques Oliveira, J., M., (2010), Capital Insufficiencies, Absorption role of management inefficiencies and financial distress (or bankruptcy) probabilities -

A panel data probit analysis from European Western Countries, IESF Business School.

- [042] Libby, R 1975. "Accounting Ratios and the Prediction of Failure: Some Behavioral Evidence." *Journal of Accounting Research* (Spring).
- [043] Dambolena I, Khoury S., 1980, Ratio stability and corporate failure. *Journal of Finance*, Vol. 33, nr. 4, p. 1017-1026.
- [044] Ooghe H., Verbaere E., 1985, Predicting business failure on the basis of accounting data: The Belgian experience. *The International Journal of Accounting*, Vol. 9, nr. 2, p. 19-44.
- [045] Taffler, R. and Houston, L., (1980), How to identify failing companies before it is too late, *Professional Administration*, April.
- [046] Taffler, R. J., (1976), Finding those firms in danger, *Accounting Age*, 16 July.
- [047] 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.
- [048] Back, B, Laitinen, T, Sere, K and Wezel, M. (1996). Choosing bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis, and Genetic Algorithms, *Turku Centre for Computer Science, Technical Report No 40*, September. pp. 1-1.
- [049] Dimitras, A. I., 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.
- [050] Eisenbeis, 1977, Pitfalls in the application of discriminant analysis in business. *Journal of Finance*, Vol. 32, nr. 3, June 1977, p. 875-900.
- [051] Deakin E., 1976, On the nature of the distribution of financial accounting ratios: some empirical evidence. *The Accounting Review*, Vol. 51, nr. 1, January 1976, p. 90-97.
- [052] Grice, J. S. & Ingram, R. W. (2001). Tests of the generalizability of Altman's bankruptcy prediction model. *Journal of Business Research*, 54, 53– 61.
- [053] Boritz, J., Kennedy, D. & Sun, J. (2007). Predicting business failures in Canada. *Accounting Perspectives*, 6, 141-165.
- [054] Van Dalen, D. B. (1979). *Understanding educational research*. McGraw-Hill Book Co., New York.

- [055] Wu, Y., Gaunt, C. & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6, 34–45.
- [056] Meyer, P.A. and Pilfer, W.H. (1970), “Prediction of Bank Failures”, *Journal of Finance*, Vol.5 Issue 4, pp. 853-868.
- [057] Berkson, J., (1944), Applications of the Logistic Function to Bio-assay. *Journal of the American Statistical Association*, 9, 357-365.
- [058] Berkson, J., (1951), Why I prefer Logits to Probits. *Biometrics*, 9, 357-365.
- [059] Hensher, D. A. & Jones, S. (2007). Forecasting corporate bankruptcy: Optimizing the performance of the mixed logit model. *ABACUS*, 43, 241–264.
- [060] Grice, J. S. & Dugan, M. T. (2003). Re-estimations of the Zmijewski and Ohlson bankruptcy prediction models. *Advances in Accounting*, 20, 77–93.
- [061] Grice, J. S. & Dugan, M. T. (2001). The limitations of bankruptcy prediction models: some cautions for the researcher. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 17,151-166.
- [062] Zavgren, Christine V. "Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis," *Journal of Business Finance and Accounting* 12 (Spring 1985): 19 - 46.
- [063] Tseng, F.M., Lin, L., (2005), A quadratic interval logit model for forecasting bankruptcy, *Omega* 33, 85-91.
- [064] Platt, H.D. & Platt, M.B. (2002). Predicting corporate financial distress: reflections on choicebased sample bias. *Journal of Economics and Finance*, 26, 184-199.
- [065] Min, H. J., and Lee, Y.,C., (2005), “Bankruptcy Prediction using Support Vector Machine with optimal choice of kernel function parameters”, *Expert Systems with Applications* 28, pp. 603-614.
- [066] 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.
- [067] Jones, S and Hensher A.D. (2008), “Advances in Credit Risk Modeling and Corporate Bankruptcy Prediction”, pp. 137-153.

- [068] Zhang G., Hu M. Y., Patuwo B.E., Indro D.C. , “Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General Framework and cross-validation analysis”, *European Journal of Operational Research* 116, pp. 16-32 (1999).
- [069] 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.
- [070] Atiya, F. A. (2001), “Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vo. 12 No. 4 pp.932.
- [071] 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.
- [072] Du, J.Y., Chen, Y.M., "Applications and Research of Data Mining in Teaching", *Applied Mechanics and Materials*, Vols. 58-60, pp. 2659-2663, Jun. 2011.
- [073] Baesens, B., Setiono, R., Mues, C., Vanthienen, J, (2003) Using Neural Network Rule Extraction and Decision Tables for Credit-Risk Evaluation. *Management Online* publication date: 1-Mar-2003. Science 49312-329.
- [074] Setiono, R. 1995. A neural network construction algorithm which maximizes the likelihood function. *Connection Sci.*(2) 147-166.
- [075] Vapnik, V., *Statistical Learning Theory*. John Wiley and Sons, Inc., New York, 1998.
- [076] Shin, Kyung-shik, Lee, Taik Soo, Kim, Hyun-jung, (2005), An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, APPL-28, 127-135.
- [077] Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82.
- [078] Ding, Yongsheng, Song, Xinping, Zen, Yueming, Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine, *Expert Systems with Applications: An International Journal*, v.34 n.4, p.3081-3089, May, 2008.
- [079] Li, Hui, Sun, Jie, Predicting business failure using multiple case-based reasoning combined with support vector machine, *Expert Systems with Applications: An International Journal*, v.36 n.6, p.10085-10096, August, 2009.

- [080] Gesel, T., Baesens, B., Suykens, J., Poel, D., Baestaens, D. and Willekens, M., Bayesian kernel based classification for financial distress detection. *Eur. J. Oper. Res.* v172. 979-1003.
- [081] Bose I, Pal R. 2006. Predicting the survival or failure of click-and-mortar corporations: a knowledge discovery approach. *European Journal of Operational Research* 174(2): 959–982.
- [082] Vlachavas, I., Kefalas, N., Vasileiadis, F., Kokkoras, I., Sakellariou (2011), *Artificial Intelligence*, 3rd Edition, University of Macedonia Publications.
- [083] Holland, J. H. (1975), *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, The University of Michigan Press, Ann Arbor.
- [084] Varetto, F., Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. *J. Bank. Finance.* v22. 1421-1439.
- [085] Shin, K.-S. and Lee, Y.-J., A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Syst. Appl.* v23. 321-328.
- [086] Kim, M.-J. and Han, I., The discovery of experts' decision rules from qualitative bankruptcy data using genetic algorithms. *Expert Syst. Appl.* v25. 637-646.
- [087] Rafiei, F. Mokhtab, Manzari, S.M., Bostanian, S., Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminant analysis: Iranian evidence, *Expert Systems with Applications: An International Journal*, v.38 n.8, p.10210-10217, August, 2011.
- [088] Etemadi, Hossein, Ali Asghar Anvary Rostamy, Hassan Farajzadeh Dehkordi, A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran, *Expert Systems with Applications: An International Journal*, v.36 n.2, p.3199-3207, March, 2009.
- [089] Martens, D., Gestel, T., Backer, M., Haesen, R., Vanthienen, J. and Baesens, B., Credit rating prediction using ant colony optimization. *J. Oper. Res. Soc.* v61. 561-573.
- [090] Jo, H., Han, I., Integration of case-based forecasting, neural network, and discriminant analysis for bankruptcy prediction, *Expert Syst. Appl.* 11(1996) 415-422.
- [091] Park, C.-S., Han, I., A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction, *Expert Syst. Appl.* 23 (2002), 255-264.

- [092] Hui, Xiao-Feng, Sun, Jie, An application of support vector machine to companies' financial distress prediction, Proceedings of the Third international conference on Modeling Decisions for Artificial Intelligence, April 03-05, 2006, Tarragona, Spain.
- [093] Li, H., Adeli, H., Sun, J., Han, J., Hybridizing principles of TOPSIS with case-based reasoning for business failure prediction, *Comput. Oper. Res.* 38 (2) (2011), 409-419.
- [094] Li, H., Sun, J., Hybridizing principles of the Electre method with case-based reasoning for data mining: Electre-CBR-I and Electre-CBR-II, *Eur. J. Oper. Res.* 197(1) (2009)214-224.
- [095] Li, H., Sun, J., Ranking-order case-based reasoning for financial distress prediction, *Knowl.-Based Syst.* 21 (8) (2008) 868-878.
- [096] Li, H., Sun, J., Wu, J. Predicting business failure using classification and regression tree: an empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods, *Expert Syst. Appl.* 37 (8) (2010) 5895-5904.
- [097] Borrajo, M., Baruque, B. Corchado, E., Bajo, J. Corchado, J., Hybrid neural intelligent system to predict business failure in small-to-medium-size enterprises, *Int. J. Neural Syst.* 21(4) (2011)277-296.
- [098] Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susaga, R., Business failure prediction using rough sets, *Eur. J. Oper. Res.* 114 (1999) 263-280.
- [099] McKee, T.E., Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory, *Intell. Syst. Account. Finan. Manage.* (9) (2000), 159-173.
- [100] Ravisankar, P., Parvi, V. Bose, I., "Failure prediction of dot-com companies using neural network-genetic programming hybrids, *Inf. Sci.* 180 (2010) 1257-1267.
- [101] Breiman, L., and J., H., Friedman, R., A., Ohlson, C., J., Stone (1984), "Classification and Regression Tree", Belmont, Wadsworth.
- [102] Quinlan, L. (1986), "Induction of decision trees", *Machine Learning* 1, pp. 81-106.
- [103] Quinlan, L. (1993), "C4.5: Programs for Machine Learning", Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.
- [104] Marais, M.L., Patel, J. and Wolfson, M., The experimental design of classification models: an application of recursive partitioning and

- bootstrapping to commercial bank loan classifications. *Journal of Accounting Research*. v22. 87-113.
- [105] Sun, J., He, H., Li, H. SFFS-PCP-NN optimized by genetic algorithm for dynamic prediction of financial distress with longitudinal data streams, *Knowl.-Based Syst.* 24 (2011) 1013-1023.
- [106] McKee, T.E., Greenstein, M., Predictiong bankruptcy using recursive partitioning and a realistically proportioned data set, *J. Forecasting* 19 (2000), 219-230.
- [107] Sun, J., Li, H., Data mining method for listed companies' financial distress prediction, *Knowl.-Based Syst.* 21 (2008) 1-5.
- [108] Sun, J., Li, H., Listed companies' financial distress prediction based on weighted majority voting combination of multiple classifiers, *Expert Syst. Appl.* 35 (2008) 818-827.
- [109] 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.
- [110] Messier, F., W. and Hansen, V., J. (1988), "Introducing rules for expert system development: an example using default and bankruptcy data", *Management Science*, Vol.5 Issue 4, pp. 853-868.
- [111] Gepp, A., Kumar, K., Bhattacharya, S, Business failure prediction using decision tress, *J. Forecasting* 29 (6) (2010) 536-555.
- [112] Chen, M.-Y., Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression, *Expert Syst. Appl.* 38 (2011). 11261-1127.
- [113] Olson, D., Delen, D., Meng, Y., Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction, *Decis. Support Syst.* 52 (2) (2012) 464-473.
- [114] Kiang, Y., M. (2003), "A comparative assessment of classification methods", *Decision Support Systems* 35, pp. 441-454.
- [115] Friedman, J., "A Recursive Partitioning Decision Rule for Nonparametric Classification", *Stanford Linear Accelerator Center, California*, April 1975.
- [116] 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.

- [117] Barvin, R., and Raveh, A., "Identifying Financial Distress: A New Nonparametric Approach", *Journal of Business Finance & Accounting*, Summer 1989.
- [118] Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E., Measuring the efficiency of decision making units, *European Journal of Operation Research*, 2 (1978) 429-444.
- [119] Pendharkar, P.C., A potential use of data envelopment analysis for the inverse classification problem, *Omega* 30 (2002) 243-248.
- [120] Cielen, A., Ludo, P. Vanhoof, K., Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis, *European Journal of Operational Research*, 154 (2004) 526-532.
- [121] Premachandra, I.M., Chen, Y., Watson, J., DEA as a tool for predicting corporate failure and success: a case of bankruptcy assessment, *Omega* 39 (6) (2011), 620-626.
- [122] Premachandra, I., Bhabra, G., Sueyoshi, T., DEA as a tool for bankruptcy assessment, *European Journal of Operational Research*, 192 (2009) 412-424.
- [123] Sarkar, S., Sriram, R.S., Bayesian models for early warning of bank failures, *Manage. Sci.* 47 (11) (2001) 1457-1475.
- [124] Sun, L, Shenoy, P., Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues, *European Journal of Operational Research* 180 (2007) 738-753.
- [125] Wu, W., Improving classification accuracy and causal knowledge for better credit decision, *International Journal of Neural Syst.* 21 (4) (2011) 297-309.
- [126] Kwak, W., Shi, Y., Kou, G., Bankruptcy prediction for Korean firms after the 1997 financial crisis: using a multiple criteria linear programming data mining approach, *Per. Quant. Finance Account.* (2011).
- [127] Ryu, Y., Yue, W., Firm bankruptcy prediction: experimental comparison of isotonic separation and other classification approaches, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern-Part A: Syst. Humans* 21 (4) (2005) 265-276.
- [128] Chandrasekaran, R., Ryu, Y., Jacob, V., Hong, S., Isotonic separation, *INFORMS J. Comput.* 17 (4) (2005) 462-474.
- [129] 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.

- [130] 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.
- [131] Grice, J. S. & Ingram, R. W. (2001). Tests of the generalizability of Altman’s bankruptcy prediction model. *Journal of Business Research*, 54, 53– 61.
- [132] Ryu, Y., Chandrasekaran, R., Jacob, V., Prognosis using an isotonic prediction technique, *Manage. Sci.* 50 (6) (2004), 777-785.
- [133] Taffler, R. J. , (1982), Forecasting company failure in the U.K. using Discriminant Analysis and Financial Ratios Data, *Journal of Royal Statistical Society*.
- [134] Min, H. J., and Lee, Y.,C., Han, I., (2006), “Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction”, *Expert Systems with Applications* 31, pp. 652-660.
- [135] Beaver, W. H. (1968). Market prices, financial ratios and the prediction of failure. *Journal of Accounting Research*, 6, (2), 179-192.