



ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ  
ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ  
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ  
ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ

Διπλωματική Εργασία

## ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ

του/της

ΙΩΑΝΝΑ ΠΟΠΙΔΟΥ

Υποβλήθηκε ως απαιτούμενο για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος στη  
Λογιστική και Χρηματοοικονομική

Θεσσαλονίκη 2020

## **ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Η παρούσα εργασία αποτελεί διπλωματική εργασία στα πλαίσια του μεταπτυχιακού προγράμματος «Λογιστική και Χρηματοοικονομική» του τμήματος Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής.

Πριν την παρουσίαση των αποτελεσμάτων της παρούσας διπλωματικής εργασίας, θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όσους συνέβαλαν άμεσα ή έμμεσα στην ολοκλήρωση της διπλωματικής μου εργασίας.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές του Τμήματος Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής.

Ιδιαίτερα, θέλω να ευχαριστήσω τους γονείς μου, τα αδέρφια μου και τους φίλους μου, που με υπομονή προσέφεραν την απαραίτητη ηθική υποστήριξη και συμπαράσταση για την ολοκλήρωση της μεταπτυχιακής μου εργασίας.

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Ο έντονος ανταγωνισμός στη βιομηχανία έχει οδηγήσει πολλές εταιρείες στη πτώχευση και την απόσυρση από τον αγώνα. Η έγκαιρη προειδοποίηση κατά της πιθανότητας πτώχευσης επιτρέπει στους διαχειριστές και τους επενδυτές να λαμβάνουν προληπτικά μέτρα όταν είναι απαραίτητο. Τα μοντέλα πρόβλεψης πτώχευσης αποκαλύπτουν τα λανθάνοντα προβλήματα στις χρηματοοικονομικές δομές, όπως ένα προειδοποιητικό κουδούνι και παρέχουν έγκαιρη ανατροφοδότηση σε διαχειριστές και επενδυτές, καθώς και σε άλλους ανθρώπους που επωφελούνται από αυτό. Η πτώχευση των επιχειρήσεων μπορεί να αποφευχθεί σύμφωνα με την ελληνική και ξένη βιβλιογραφία εφόσον τα μέτρα που θα ληφθούν θα είναι έγκυρα και κατόπιν μελέτης.

Στην παρούσα εργασία, περιλαμβάνονται τέσσερα κύρια κεφάλαια. Αρχικά γίνεται μια συνοπτική αναφορά σε βασικά κομμάτια που αφορούν την λογιστική παλινδρόμηση. Κατόπιν, ακολουθεί εισαγωγή στην έννοια της πτώχευσης μιας επιχείρησης. Για την καλύτερη κατανόηση αυτής αναφέρονται άρθρα του Πτωχευτικού Κώδικα. Χρησιμοποιώντας δεδομένα χρηματοοικονομικής αναλογίας από το 2006 και το 2007 ακολουθεί μελέτη για την σύγκριση της ταξινόμησης και της πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών με ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση με τον εκτιμητή Bianco και Yohai (BY) έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης μέγιστης πιθανότητας(ML). Χρησιμοποιώντας δεδομένα χρηματοοικονομικής αναλογία αυτή η μελέτη χρησιμοποιεί ένα τριπλό σχέδιο εγκάρσιας διασταύρωσης για να συγκρίνει την ταξινόμηση και την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών με ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση με τον εκτιμητή Bianco και Yohai (BY) έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης μέγιστης πιθανότητας .

Η πτώχευση των κατασκευαστικών εταιρειών στο Χρηματιστήριο της Τεχεράνης έχει προβλεφθεί επίσης, χρησιμοποιώντας λογιστική παλινδρόμηση για σύγκριση με το νευρωνικό δίκτυο. Όλες οι πληροφορίες που χρησιμοποιήθηκαν σχετίζονται με χρονικές περιόδους από το 2001 έως το 2011 και οι ομάδες πτωχεύσεων έχουν επιλεγεί βάσει του άρθρου 141 του εμπορικού κώδικα του Ιράν. Η συγκεκριμένη εργασία είναι βιβλιογραφική και για αυτό αναφέρει αποτελέσματα ερευνών που έγιναν στα προηγούμενα χρόνια της πορείας της ελληνικής και διεθνούς οικονομίας.

Λέξεις-Κλειδιά: Μοντέλο Λογιστικής Παλινδρόμησης, Λογιστική Παλινδρόμηση, Ισχυρή Λογιστική Παλινδρόμηση , Πτώχευση επιχειρήσεων, Εταιρική Πτώχευση, Δεδομένα Χρηματοοικονομική Αναφοράς, Πρόβλεψη Πτώχευσης

## ABSTRACT

The intensity of industry competition has led many companies going bankrupt and pulling out of race. The early warning against the possibility of bankruptcy enables the managers and investors to take pre-emptive actions when it is necessary. The bankruptcy prediction models reveal the latent problems in financial structures like a warning bell and provide timely feedback to managers and investors as well as other people who benefit from this. The bankruptcy of enterprises can be avoided according to the Greek and foreign bibliography if the measures taken early.

In this paper, four main chapters are included. First, a brief overview of some of the key aspects of accounting regression. Then follows an introduction to the concept of business bankruptcy. For a better understanding of this, articles of the Bankruptcy Code are mentioned. Using financial ratio data from 2006 and 2007, this study uses a triple cross-sectional scheme to compare the classification and prediction of bankruptcy firms with Bianco and Yohai (BY) versus accounting regression probability.

The bankruptcy of manufacturing companies in Tehran Stock Exchange Market has also been predicted, using accounting regression for comparison with the neural network. All information used relates to time periods from 2001 to 2011 and the bankruptcy groups have been selected under Article 141 of the Iranian Commercial Code. This paper is bibliographic and therefore reports the results of research conducted in previous years of the Greek and international economy.

Keywords: Logistic Regression Model, Logistic Regression, Robust Logistic Regression, Bankruptcy Prediction, Corporate Bankruptcy, Financial Ratio Data

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>1<sup>ο</sup> ΚΕΦΑΛΑΙΟ</b> .....	1
<b>ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b> .....	1
<b>1.1</b> Εισαγωγικές Παρατηρήσεις .....	1
<b>1.2</b> Σκοπός .....	3
<b>1.3</b> Δομή.....	3
<b>2<sup>ο</sup> ΚΕΦΑΛΑΙΟ</b> .....	4
<b>ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ</b> .....	4
<b>2.1</b> Ιστορική Αναδρομή, Ορισμός και Σκοπός της Πτώχευσης.....	4
<b>2.2</b> Πτωχευτικός Κώδικας και Συνέπειες Πτώχευσης .....	5
<b>2.3</b> Προϋποθέσεις και Τρόποι Κήρυξης Πτώχευσης .....	6
<b>2.4</b> Πρόβλεψη Πτώχευσης .....	9
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3</b> .....	12
<b>ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΗΝ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ</b> .....	12
<b>3.1</b> Λογιστική Παλινδρόμηση.....	12
<b>3.1.1</b> Λογιστική Παλινδρόμηση και Μη Παραμετρικές Μέθοδοι.....	14
<b>3.1.2</b> Κατασκευή Μοντέλου .....	16
<b>3.1.3</b> Διαγνωστικά Καταλληλότητας Μοντέλου .....	18
<b>3.2</b> Ισχυρή Λογιστική Παλινδρόμηση Bianco-Yohai.....	19
<b>3.3</b> Μέθοδος Πρόβλεψης με Χρήση Χρηματοοικονομικών Δεικτών .....	21
<b>3.4</b> Μελέτη Περίπτωσης .....	22
<b>3.4.1</b> Ορθή Ταξινόμηση και Πρόβλεψη Λογιστικής Παλινδρόμησης.....	23
<b>3.4.2</b> Ανάλυση Συντελεστών Παλινδρόμησης .....	25
<b>3.5</b> Πρόβλεψη Πτώχευσης των Αδελφών Lehman.....	26
<b>3.5.1</b> Ανάλυση Υπολειμμάτων Απόκλισης.....	27
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4</b> .....	29
<b>ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ</b> .....	29
<b>4.1</b> Νευρωνικό Δίκτυο και Λογιστική Παλινδρόμηση .....	29
<b>4.2</b> Μελέτη Περίπτωσης .....	31
<b>4.2.1</b> Πρόβλεψη Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου και Λογιστικής Παλινδρόμησης. 33	
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5</b> .....	35

<b>ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ, ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ.....</b>	<b>35</b>
<b>5.1 Συμπεράσματα .....</b>	<b>35</b>
<b>5.2 Περιορισμοί και Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα.....</b>	<b>37</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>38</b>

# 1<sup>ο</sup> ΚΕΦΑΛΑΙΟ

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

### 1.1 Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Η πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης είναι ένα σημαντικό και ευρέως μελετούμενο θέμα (Wilson and Sharda, 1994). Πιστωτές και επενδυτές χρειάζεται να είναι σε θέση να προβλέψουν την πιθανότητα αθέτησης σε εταιρίες για κερδοφόρες επιχειρηματικές αποφάσεις. Για τις τράπεζες, η ακριβής εκτίμηση της πιθανότητας πτώχευσης μπορεί να οδηγήσει σε ορθότερες πρακτικές δανεισμού καθώς και καλύτερες εκτιμήσεις εύλογης αξίας επιτοκίων που αντικατοπτρίζουν τους πιστωτικούς κινδύνους. Ωστόσο, η ανάγκη πρόβλεψης της εταιρικής πτώχευσης ισχύει πέρα από τις τράπεζες. Για παράδειγμα, οι λογιστικές εταιρείες ενδέχεται να διακινδυνεύσουν αγωγές εάν οι ελεγκτές δεν εκδώσουν έγκαιρη προειδοποίηση, όπως γνώμη "συνεχιζόμενης ανησυχίας" για μια προβληματική εταιρεία. Παρόντα στις επιχειρήσεις είναι τα παράγωγα συμβόλαια, όπου οι επιχειρήσεις πρέπει συχνά να αξιολογούν τον κίνδυνο του αντισυμβαλλομένου. Ιστορικά μεγάλο μέρος της πίστωσης ή της εκτίμησης του κινδύνου του αντισυμβαλλομένου ήταν απλώς για την χρήση αξιολογήσεων που εκδόθηκαν από οργανισμούς τυπικής αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας. Όπως πρόσφατα ανακάλυψαν πολλοί επενδυτές, αυτές οι αξιολογήσεις τείνουν να είναι αντιδραστικές παρά προγνωστικές. Ως εκ τούτου, υπάρχει μεγάλη ανάγκη για ακρίβεια στην ανάπτυξη ποσοτικών μοντέλων για την πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης.

Μια σημαντική προσέγγιση για την ανάπτυξη ποσοτικών μοντέλων για τέτοιες προβλέψεις είναι η μάθηση της σχέσης προεπιλογής με σταθερές μεταβλητές από δεδομένα χρησιμοποιώντας στατιστικά μοντέλα. Τόσο στην πρακτική όσο και στις ακαδημαϊκές μελέτες, τα στατιστικά μοντέλα βασίζονται σε πολυπαραγοντική ανάλυση διακρίσεων, λογιστική παλινδρόμηση και νευρωνικά δίκτυα, και χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της εταιρικής χρεοκοπίας (Sharda and Wilson,

1996 · Lee et al., 2005). Στα επόμενα κεφάλαια, θα επικεντρωθούμε στην εταιρική χρεοκοπία και τη λογιστική παλινδρόμηση, η οποία έχει μια ωραία πιθανολογική ερμηνεία επειδή η απόδοση είναι μεταξύ 0 και 1.

Η οικονομική απόφαση είναι το πιο σημαντικό κομμάτι της χρηματοοικονομικής διαχείρισης. Ο σκοπός της προετοιμασίας χρηματοοικονομικών και λογιστικών πληροφοριών είναι να παρέχει μια βάση για οικονομικές και χρηματοοικονομικές αποφάσεις. Φυσικά, όσο περισσότερες πληροφορίες σχετικές με το ζήτημα, τόσο περισσότερο ακριβή αποτελέσματα προκύπτουν. Πρέπει επίσης να ληφθεί υπόψη ότι η πτώχευση θεωρείται σημαντική έννοια στον τομέα της χρηματοοικονομικής διαχείρισης. Η πρόβλεψη ότι η δραστηριότητα των οικονομικών μονάδων θα συνεχιστεί σε μελλοντικές περιόδους είναι αυτό που την καθιστά ένα από τα σημαντικά στοιχεία στη λήψη αποφάσεων για επενδύσεις. Οι επενδυτές και οι πιστωτές ενδιαφέρονται να προβλέψουν την πτώχευση των εταιρειών λόγω της πιθανότητας επιβολής πολλών δαπανών σε περίπτωση πτώχευσης. Κάθε μοντέλο προβλέψεων έχει τα δικά του πλεονεκτήματα και αδυναμίες (Adnan & Humayon, 2006). Τα τελευταία 40 χρόνια, η πρόβλεψη πτώχευσης των εταιρειών έχει μετατραπεί σε ένα βασικό ερευνητικό ζήτημα στη χρηματοοικονομική βιβλιογραφία. Επιπλέον, στις ανεπτυγμένες χώρες, καθώς και στις αναπτυσσόμενες χώρες, έχουν πραγματοποιηθεί πολλές έρευνες για τη βελτίωση των μοντέλων πρόβλεψης πτώχευσης (Rahimpoor, Ansari και Alinezhad, 2012).

Τα μοντέλα πρόβλεψης χρησιμεύουν ως συναρτήσεις για την πρόβλεψη της συνέχισης ή της παύσης των δραστηριοτήτων των επιχειρηματικών μονάδων με τη χρήση των χρηματοοικονομικών δεικτών ως προς αυτό. Μεταξύ των διαφορετικών μεθόδων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της πτώχευσης, η ανάλυση των δεικτών θεωρείται επίσης ως μία από αυτές. Η πιθανότητα πτώχευσης, σε αυτή τη μέθοδο, εκτιμάται από μια ομάδα χρηματοοικονομικών δεικτών. Ως εκ τούτου, το θέμα της πτώχευσης συζητείται σε αυτήν την έρευνα χρησιμοποιώντας δύο μοντέλα πρόβλεψης πτώχευσης. Το μοντέλο πρόβλεψης πτώχευσης, παρέχοντας τις απαραίτητες προειδοποιήσεις, μπορεί να κάνει τις εταιρείες ενήμερες για την εμφάνιση της πτώχευσης και να βοηθήσει τους επενδυτές να εντοπίσουν επενδυτικές ευκαιρίες. Το τεχνητό νευρικό δίκτυο είναι μια δημοφιλής μέθοδος στη μελέτη πρόβλεψης πτώχευσης που χρησιμοποιεί τα οφέλη της τεχνολογίας και δεν χρειάζεται ειδικές απαιτήσεις για τις μεταβλητές πρόβλεψης.



## 1.2 Σκοπός

Ο κύριος σκοπός αυτής της μελέτης είναι να διερευνήσει την ακρίβεια πρόβλεψης της πτώχευσης με τη χρήση ισχυρής λογιστικής παλινδρόμησης έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης ML. Χρησιμοποιώντας χρηματοοικονομικούς δείκτες δεδομένων από το 2006 και το 2007, ένα τρισδιάστατο σύστημα πολλαπλής επικύρωσης σχεδιάστηκε για να συγκρίνει τη σωστή ταξινόμηση και πρόβλεψη της πτώχευσης των εταιριών με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY και λογιστική παλινδρόμηση ML. Με τα δεδομένα 2006 και 2007, η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση βελτιώνει τόσο την ταξινόμηση των πτωχευμένων επιχειρήσεων στο σύνολο κατάρτισης όσο και την πρόβλεψη των πτωχευμένων εταιριών στο σύνολο των δοκιμών. Η ανάλυσή μας υποδεικνύει ότι εάν η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY αλλάζει σημαντικά τους εκτιμώμενους συντελεστές παλινδρόμησης από την λογιστική παλινδρόμηση ML, τότε η μέθοδος της ισχυρής λογιστικής παλινδρόμησης BY μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την ταξινόμηση και την πρόβλεψη πτώχευσης των επιχειρήσεων. Η μελέτη αφορά επίσης τη χρήση τεχνητού νευρικού δικτύου ως ένα από τα μοντέλα πρόβλεψης πτώχευσης και επίσης σκοπός της είναι να συγκρίνει αυτό το μοντέλο με αυτό του στατιστικού μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης. Στο Κεφάλαιο 2 εξετάζεται η βιβλιογραφία σχετικά με την πρόβλεψη πτώχευσης και την ανάπτυξη της μεθόδου ισχυρής λογιστικής παλινδρόμησης BY και τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Το κεφάλαιο 3 παρέχει τον ερευνητικό σχεδιασμό και τις μεθοδολογίες από την άποψη δεδομένων, μεταβλητών και το σύστημα πολλαπλής επικύρωσης.

## 1.3 Δομή

Στο Κεφάλαιο 2 εξετάζεται η βιβλιογραφία σχετικά με την πρόβλεψη πτώχευσης. Το Κεφάλαιο 3 και 4 παρέχει τον ερευνητικό σχεδιασμό, τις μεθοδολογίες από την άποψη δεδομένων, μεταβλητών και το σύστημα πολλαπλής επικύρωσης και την ανάπτυξη των μεθόδων ισχυρής λογιστικής παλινδρόμησης BY και των νευρωνικών δικτύων. Τα αποτελέσματα της παλινδρόμησης εμφανίζονται και συζητούνται στο Κεφάλαιο 4, και τα συμπεράσματα της μελέτης δίνονται στο Κεφάλαιο 5.

## 2<sup>ο</sup> ΚΕΦΑΛΑΙΟ

### ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

#### 2.1 Ιστορική Αναδρομή, Ορισμός και Σκοπός της Πτώχευσης

Η έννοια της πτώχευσης εμφανίστηκε για πρώτη φορά στην αρχαία Ρώμη στα χρόνια του Γάιου ως: *manus injectio* στην περίπτωση μη εξόφλησης οφειλών μετά το πέρας 30 ημερών και στα χρόνια του Μεσαίωνα στη Βόρεια Ιταλία ως κήρυξη πτώχευσης είτε από το δικαστήριο είτε μετά από δήλωση του οφειλέτη ή κατόπιν αίτησης από τον πιστωτή. Το 1807 έρχεται ο Γαλλικός Εμπορικός Κώδικας(*code de commerce*) να συστηματοποίηση το θεσμό της πτώχευσης. Στην Ελλάδα υιοθετείται και στη συνέχεια αντικαθίσταται από το Ν. ΨΛΣΤ/1878 όπου τροποποιείται το 1937(Ν.635/1937) και το 2007 με το Ν. 3588/2007.Ο Fosterro (1986), μελέτησε τις 4 πηγές πληροφόρησης για την εκτίμηση του αποτελέσματος της χρηματοοικονομικής αποτυχίας:

- α) την ανάλυση ταμειακών ροών για τις τρέχουσες και μελλοντικές περιόδους,
- β) την ανάλυση της εταιρικής στρατηγικής,
- γ) την ανάλυση των λογιστικών καταστάσεων της επιχείρησης και
- δ) τους εξωτερικούς παράγοντες (Καταντώνης, 2008).

Η πτώχευση είναι δύσκολο να αποδοθεί με έναν και μόνο ορισμό, για αυτό και στη διεθνή αρθρογραφία επικρατεί ένα ευρύ σύνολο ορισμών που προσπαθεί να ερμηνεύσει την έννοια της πτώχευσης. Σύμφωνα με τους Gaganis et al. (2006) μετά από μια εκτεταμένη έρευνα στις μελέτες για την πρόβλεψη της πτώχευσης, έχουν χρησιμοποιήσει διάφορες έννοιες προκειμένου να προσεγγίσουν το πρόβλημα της πτώχευσης. Μερικές από αυτές είναι η αποτυχία (*failure*), η χρηματοοικονομική δυσχέρεια (*financial distress*), η αφερεγγυότητα (*insolvency*) και η αθέτηση υποχρεώσεων προς τους πιστωτές (*default*).

Παρόλο που αυτές οι έννοιες έχουν χρησιμοποιηθεί σε πολλές μελέτες, οι περισσότεροι ερευνητές όπως ο Altman (1968), οι Altman, Haldeman και Narayanan (1977), ο Ohlson (1980), οι Gloubov και Grammaticus (1984) κ.α., όρισαν την αποτυχία σύμφωνα με την νομική της έννοια, δηλαδή «την κήρυξη της επιχείρησης σε πτώχευση που επέρχεται με απόφαση των δικαστικών αρχών, σύμφωνα πάντα με την ισχύουσα

νομοθεσία κάθε χώρας». Ωστόσο, ένας αυστηρά νομικός ορισμός της πτώχευσης μπορεί να μην ταιριάζει απόλυτα από χρηματοοικονομικής άποψης. Γι' αυτό τον λόγο υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός μελετών, στις οποίες η έννοια της πτώχευσης ορίζεται λαμβάνοντας υπόψη τόσο την οικονομική όσο και την νομική έννοια της χρηματοοικονομικής αποτυχίας.

Κάποιοι από τους μελετητές που χρησιμοποίησαν έναν πιο ευρύ ορισμό της πτώχευσης ήταν ο Beaver(1966), ο Deakin(1972), ο Edmister(1972) και αρκετοί άλλοι. Για παράδειγμα ο Beaver(1966), όρισε την αποτυχία ως «μια κατάσταση που περιγράφεται με ένα από τα παρακάτω γεγονότα: οργανισμό που υπάγεται σε κατάσταση νομικής πτώχευσης, μη καταβολή μερίσματος προνομιούχων μετοχών, αδυναμία εξόφλησης ομολογιακού δανείου και το τραπεζικό άνοιγμα». Αξίζει να σημειωθεί ότι λόγω της μη ύπαρξης ενός συγκεκριμένου ορισμού της πτώχευσης, έχουν δημιουργηθεί δυσκολίες στη σύγκριση των διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης της πτώχευσης. Επιπλέον, όσον αφορά το σκοπό της πτώχευσης, σύμφωνα με το άρθρο 1 Ν. 3588/2007, η πτώχευση αποσκοπεί στη συλλογική ικανοποίηση των πιστωτών του οφειλέτη με τη ρευστοποίηση της περιουσίας του ή με άλλο τρόπο που προβλέπεται από το σχέδιο αναδιοργάνωσης και ιδίως με τη διατήρηση της επιχείρησής του.

## 2.2 Πτωχευτικός Κώδικας και Συνέπειες Πτώχευσης

Ο θεσμός της πτώχευσης έχει επεκταθεί και εξελιχθεί σε όλες τις πολιτισμένες χώρες και ρυθμίζεται από όλες τις σύγχρονες νομοθεσίες. Η πτώχευση κηρύσσεται με δικαστική απόφαση και η διαδικασία της καθώς και οι επιπτώσεις της, διέπονται από τον Πτωχευτικό Κώδικα. Ο Πτωχευτικός Κώδικας είναι ένα από τα πιο σημαντικά νομοθετικά έργα, καθώς μέσα από την προσπάθεια πολλών ετών, κατάφερε να αναμορφώσει και να εκσυγχρονίσει το πτωχευτικό δίκαιο της χώρας μας.

Με τον νόμο 3588/2007 και μετά από μια σειρά διαδικασιών που ξεκίνησαν από το 2001, εισήχθη ο νέος Πτωχευτικός Κώδικας ο οποίος ισχύει για πτωχεύσεις από την 16η Σεπτεμβρίου και έπειτα. Πρόκειται για έναν Κώδικα απλοποιημένο, απαλλαγμένο από την περίπλοκη ορολογία του Εμπορικού Νόμου και προσαρμοσμένο στη σύγχρονη κοινωνία. Έτσι, με τα άρθρα 44-46γ και με διάφορες τροποποιήσεις τους, κατήργησε τους προαναφερθέντες νόμους. Ωστόσο, μέσα από την χρήση ενός ενιαίου συστήματος επιδιώκεται η αρμονική συνύπαρξη των νέων αυτών ρυθμίσεων με τις αποτελεσματικές ρυθμίσεις του Εμπορικού Νόμου.

Σύμφωνα με τον Πτωχευτικό Κώδικα, οι συνέπειες της πτώχευσης διακρίνονται σε συνέπειες προσωπικής και περιουσιακής φύσης.

Οι προσωπικές συνέπειες της πτώχευσης συνίστανται στην απώλεια ορισμένων δικαιωμάτων, που διαφοροποιούνται τα φυσικά και νομικά πρόσωπα. Έτσι τα φυσικά πρόσωπα χάνουν το δικαίωμα και την ικανότητα να διοριστούν σε δημόσιο οργανισμό ή περιορίζονται οι ατομικές ελευθερίες, αυτά τα άτομα χάνουν την εμπορική ιδιότητα όμως μπορούν να ενεργούν μεμονωμένα οι εμπορικές πράξεις, ακόμη υπάρχει πιθανή

επιβολή προσωποκράτησης. Για τα νομικά πρόσωπα οι προσωπικές συνέπειες αφορούν κυρίως την λύση τους αλλά βαρύνουν και ατομικά τα μέλη τους. Πιο συγκεκριμένα, η κήρυξή της πτώχευσης στις ομόρρυθμες εταιρίες συνεπάγεται αυτόματα και με την συμπτώχευση των εταίρων. Το ίδιο συμβαίνει και στις ετερόρρυθμες εταιρίες, όπου πτωχεύουν τα ομόρρυθμα μέλη όχι όμως τα ετερόρρυθμα. Οι ανώνυμες εταιρίες και οι Ε.Π.Ε, όταν πτωχεύουν λύνονται. Αντίθετα οι Ο.Ε και Ε.Ε δεν λύνονται, εκτός αν προβλέπεται διαφορετικά στο Καταστατικό τους (Ιακωβίδης, 2009).

Οι περιουσιακές συνέπειες της πτώχευσης συνίστανται κυρίως στην πτωχευτική απαλλοτρίωση, εξαιτίας της οποίας αυτός που έχει κηρυχθεί σε πτώχευση δεν έχει το δικαίωμα διαχείρισης και διάθεσης της περιουσίας του, που είχε μέχρι την ημέρα της πτώχευσης, και μετά την κήρυξη της πτώχευσης, προορίζονται για την ικανοποίηση των πτωχευτικών δανειστών. Η πτώχευση γίνεται είτε με τον πτωχευτικό συμβιβασμό είτε με την εκκαθάριση της πτωχευτικής περιουσίας (ένωση των πιστωτών). Οι πιστωτές, που δεν έχουν εμπράγματο βάρος κατά του πτωχού, δεν μπορούν να εναγάγουν τον πτωχό, αλλά ακολουθούν, για την ικανοποίηση των απαιτήσεων τους, την πτωχευτική διαδικασία (αναγγελία, επαλήθευση). Όσοι έχουν εμπράγματο βάρος, μπορούν να εναγάγουν το σύνδικο, αλλά για το τμήμα μόνο της απαίτησης τους που καλύπτει το βάρος. Μέτρα αναγκαστικής εκτέλεσης των ενέγγυων πιστωτών επί περιουσιακών στοιχείων του οφειλέτη, τα οποία συνδέονται λειτουργικά και άμεσα με την επιχειρηματική δραστηριότητα του ή με παραγωγική μονάδα ή εκμετάλλευση του οφειλέτη, αναστέλλονται μέχρι την έγκριση του σχεδίου αναδιοργάνωσης, άλλως μέχρι την 8 απόφαση της συνέλευσης των πιστωτών ως προς τον τρόπο εξακολούθησης των εργασιών της πτώχευσης. Σε κάθε περίπτωση, όπου η αναστολή δεν επεκτείνεται πέραν των 10 μηνών από την κήρυξη της πτώχευσης. Η πιο πάνω αναστολή δεν επεκτείνεται στα υπέγγυα αντικείμενα που ανήκουν σε εγγυητές, οφειλέτες και τρίτους οφειλέτες ή ανήκουν στον οφειλέτη αλλά δεν συνδέονται λειτουργικά και άμεσα με την επιχειρηματική του δραστηριότητα, παραγωγική μονάδα ή εκμετάλλευση του (Ιακωβίδης, 2009).

### **2.3 Προϋποθέσεις και Τρόποι Κήρυξης Πτώχευσης**

Εφόσον μια επιχείρηση παρουσιάσει οικονομικές δυσκολίες και δεν είναι πλέον ικανή να ικανοποιήσει τους πιστωτές της, μπορεί να υπαχθεί σε καθεστώς πτώχευσης. Ο λόγος που γίνεται αυτό είναι, όχι ο εξαναγκασμός του εμπόρου για αποπληρωμή των χρεών του, αλλά η προάσπιση των συμφερόντων των πιστωτών. Το πτωχευτικό δίκαιο συνιστά το δίκαιο το οποίο εμπεριέχει τις απαραίτητες νομοθετικές ρυθμίσεις, τους κανόνες και τις αρχές που πρέπει να ακολουθηθούν κατά την εφαρμογή της πτωχευτικής διαδικασίας.

Ο νέος πτωχευτικός νόμος (Ν. 3588/2007) τέθηκε σε λειτουργία από το Σεπτέμβριο του 2007. Πρόκειται για ένα νομοθετικό πλαίσιο με καθοριστική σημασία, καθώς αναζωογονεί το εθνικό πτωχευτικό δίκαιο, με κάποια αναμενόμενη καθυστέρηση συγκριτικά πάντα με τις υπόλοιπες ευρωπαϊκές έννομες τάξεις. Θέτοντας ως

πρωταρχικό στόχο τη δημιουργία και την εισαγωγή ενός νομοθετικού πλαισίου προσαρμοσμένο στη σημερινή κοινωνικοοικονομική πραγματικότητα, ο νομοθέτης κατευθύνθηκε προς την ευθυγράμμιση με τις κατευθύνσεις των κωδικών αφερεγγυότητας.

Οι βασικοί άξονες που λήφθηκαν υπόψη είναι:

1ος άξονας: η είσοδος ενός ενιαίου συστήματος για την εκκαθάριση και αναδιοργάνωση με υπαγωγή σε καθεστώς πτώχευσης, σε αντικατάσταση του δυαδικού συστήματος πτώχευσης ως εκκαθάριση (άρθρο 525 εμπ. ν.) και της εξυγίανσης, ως μιας άλλης μορφής συλλογικής εκτέλεσης (άρθρο 44 εμπ. ν 1892/1990).

2ος άξονας: η αυτορρύθμιση της πτώχευσης κατά το διαδικαστικό περιεχόμενο, με αναβάθμιση της αυτονομίας των πιστωτών και των άλλων εμπλεκόμενων στην πτώχευση.

Η συλλογικότητα της άσκησης και της εφαρμογής των δικαιωμάτων στην πτώχευση από τους πιστωτές των δικαιωμάτων στην πτώχευση από τους πιστωτές δεν περιορίζει όμως την εποπτεία, ως προς τη νόμιμη οδό της διαδικασίας της δικαστικής αρχής. Η πτώχευση μιας επιχείρησης κηρύσσεται με απόφαση του Πολυμελούς Πρωτοδικείου της περιφέρειας στην οποία εδρεύει η επιχείρηση, μετά από αίτηση του πιστωτή (ή των πιστωτών), ή ακόμη και με δήλωση των πληρωμών εκ μέρους του πτωχεύσαντα. Στο άρθρο 2 και το άρθρο 3 του Ν. 3588/2007 του Πτωχευτικού Κώδικα ορίζονται οι απαιτούμενες προϋποθέσεις ώστε να υπαχθεί ένα φυσικό ή νομικό πρόσωπο σε αυτόν. Οι προϋποθέσεις αυτές διακρίνονται σε τρεις κατηγορίες: τις υποκειμενικές, τις αντικειμενικές και τις τυπικές. Οι υποκειμενικές προϋποθέσεις αναφέρονται στο πότε ένας οφειλέτης αποκτά πτωχευτική ικανότητα. Έτσι, σύμφωνα με το άρθρο 2 του Ν. 3588/2007 του Πτωχευτικού Κώδικα ένας οφειλέτης, είτε πρόκειται για φυσικό είτε για νομικό πρόσωπο, για να αποκτήσει την πτωχευτική ικανότητα θα πρέπει αρχικά να διαθέτει την εμπορική ιδιότητα. Ακόμη, στην περίπτωση όπου ο οφειλέτης είναι ενώσεις προσώπου με νομική προσωπικότητα, θα πρέπει να επιδιώκουν οικονομικό αποτέλεσμα. Στην περίπτωση όπου πραγματοποιείται παύση ης εμπορίας ή και της οικονομικής δραστηριότητας, συνεχίζεται κανονικά, υπό την προϋπόθεση ότι ο οφειλέτης έχει σταματήσει τις πληρωμές του. Από την άλλη πλευρά, τα νομικά πρόσωπα του δημοσίου δικαίου, οι οργανισμοί τοπικής αυτοδιοίκησης και οι δημόσιοι οργανισμοί δεν μπορούν να υπαχθούν σε κατάσταση πτώχευσης. Βασιζόμενοι στο άρθρο 3 του Ν. 3588/2007 διακρίνονται δύο αντικειμενικές προϋποθέσεις. Η πρώτη είναι η παύση πληρωμών. Η παύση πληρωμών πραγματοποιείται από τη στιγμή που ο οφειλέτης αδυνατεί να ανταπεξέλθει στις ληξιπρόθεσμες χρηματικές του υποχρεώσεις με μόνιμο τρόπο. Η δεύτερη είναι η επαπειλούμενη αδυναμία που βρίσκεται σε ισχύ όταν ο ίδιος ο οφειλέτης ζητήσει να κηρυχθεί σε πτώχευση, χωρίς ωστόσο να έχει περιέλθει αρχικά σε παύση πληρωμών. Σύμφωνα με το άρθρο 4 του Ν. 3588/2007, σε ό,τι αφορά την τυπική προϋπόθεση, προκειμένου να μπορέσει κάποιος να κηρυχθεί σε κατάσταση πτώχευσης, θα πρέπει το Πτωχευτικό Δικαστήριο να εκδώσει τη σχετική δικαστική απόφαση.

Συνοψίζοντας οι προϋποθέσεις για την κήρυξη της πτώχευσης ενός ιδιωτικού οικονομικού φορέα είναι: 1. η εμπορική ιδιότητα του οφειλέτη 2. η παύση των πληρωμών 3. η έκδοση της δικαστικής απόφασης

Τέλος, να σημειωθεί ότι υπάρχουν κάποιες περιπτώσεις όπου η αίτηση του οφειλέτη για πτώχευση είναι πολύ πιθανό να απορριφθεί. Το γεγονός αυτό μπορεί να συμβεί κυρίως στις περιπτώσεις όπου η πτωχευτική περιουσία του οφειλέτη δεν είναι αρκετή ώστε να συγκαλύψει τα τρέχοντα έξοδα της διαδικασίας της πτώχευσης ή αν αποδειχθεί ότι έχει γίνει κατάχρησή της, ή δεν συντρέχουν οι υποκειμενικές ή αντικειμενικές προϋποθέσεις για την κήρυξη της πτώχευσης. Είναι δυνατόν η αίτηση που υποβάλλεται για την κήρυξη της πτωχευτικής διαδικασίας από τον οφειλέτη ή τους πιστωτές, να απορριφθεί από το πτωχευτικό δικαστήριο. Στον Πτωχευτικό Κώδικα, και συγκεκριμένα σύμφωνα με το άρθρο 6 του Ν. 3588/2007, περιγράφονται οι περιπτώσεις κατά τις οποίες απορρίπτεται η σχετική αίτηση, ανεξάρτητα από το πρόσωπο που την έχει υποβάλλει ή/και αν συντρέχουν οι υποκειμενικές και αντικειμενικές προϋποθέσεις. Το αρμόδιο δικαστήριο είναι εκείνο το οποίο θα εξετάσει τα δέοντα ώστε να εξασφαλίσει από την αρχή την εκδίκαση της εν λόγω υπόθεσης ότι δεν θα συναντήσει κάποιο εμπόδιο.

Σε ό,τι αφορά την τυπική προϋπόθεση που αναφέραμε στην προηγούμενη παράγραφο, στο άρθρο 5 του Ν. 3588/2007 του Πτωχευτικού Κώδικα περιγράφονται οι οδοί που μπορούν να ακολουθηθούν, ανεξάρτητα από το αν η κήρυξη της πτώχευσης πραγματοποιείται ύστερα από την έκδοση της αντίστοιχης δικαστικής απόφασης. Έτσι, οι τρόποι με τους οποίους μπορεί να γίνει κήρυξη της πτώχευσης είναι:

#### **α) Με αίτηση από τον ίδιο τον οφειλέτη**

Πέρα από την έκδοση της σχετικής δικαστικής απόφασης, αίτημα πτώχευσης μπορεί να ζητήσει από το δικαστήριο και ο ίδιος ο οφειλέτης. Αυτό μπορεί να πραγματοποιηθεί στις περιπτώσεις όπου ο οφειλέτης(νομικό ή φυσικό πρόσωπο) οδηγείται σε επαπειλούμενη αδυναμία εκπλήρωσης των υποχρεώσεών της. Συγκεκριμένα, ο οφειλέτης προβαίνει σε δήλωση για την παύση των πληρωμών του με δύο τρόπους: είτε δυνητικά αν προμηνύεται αρνητική ρευστότητα, είτε υποχρεωτικά, αν δεν είναι εφικτή η εκπλήρωση των υποχρεώσεών της προς τους πιστωτές του. Το χρονικό διάστημα στο οποίο ο οφειλέτης έχει τη δυνατότητα να υποβάλλει την αίτηση προς το πτωχευτικό δικαστήριο κυμαίνεται από δεκαπέντε έως τριάντα μέρες, υπό την προϋπόθεση ότι συντρέχουν οι προϋποθέσεις του Πτωχευτικού Κώδικα.

#### **β) Με αίτηση από τον πιστωτή**

Κάθε πτωχευτικός πιστωτής έχει το δικαίωμα να προσφύγει σε αίτηση, στην κήρυξη της πτώχευσης του οφειλέτη, στην περίπτωση όπου έχει πραγματοποιηθεί παύση των πληρωμών του. Βασική αλλά και απαραίτητη προϋπόθεση ώστε να πραγματοποιηθεί αυτή η ενέργεια είναι ο πιστωτής από τη δική του πλευρά να έχει έννομο συμφέρον από τον οφειλέτη. Επιπρόσθετα, εξίσου σημαντικό είναι η υποβολή της αίτησης από μέρους του να μην είναι καταχρηστικό χαρακτήρα για σκοπούς που δεν αφορούν την πτώχευσή της. Εάν το πτωχευτικό δικαστήριο κρίνει ότι η αίτηση ασκήθηκε καταχρηστικά, τότε βασιζόμενο στο άρθρο 6 του Ν. 3588/2007, μπορεί να την απορρίψει αλλά και να εκδόσει ακόμη και αποζημίωση κατά του αιτούντος, δηλαδή του πιστωτή.

#### **γ) Με αίτηση από τον εισαγγελέα πρωτοδικών**

Η κήρυξη της πτώχευσης μπορεί να πραγματοποιηθεί και με αίτηση από τον εισαγγελέα πρωτοδικών. Η οδός αυτή ακολουθείται μόνο αν δικαιολογείται από λόγους δημοσίου συμφέροντος. Με την εφαρμογή του νέου πτωχευτικού κώδικα, το δικαίωμα υποβολής της αίτησης που αποκτήθηκε από τον εισαγγελέα, οδήγησε στην κατάργηση της αυτεπάγγελτης κήρυξης της πτώχευσης από το Πτωχευτικό Δικαστήριο.

## 2.4 Πρόβλεψη Πτώχευσης

Η πρόβλεψη της πτώχευσης υπήρξε δημοφιλές θέμα για τους ερευνητές επιχειρήσεων. Ο Beaver (1966) ήταν ένας από τους πρώτους ερευνητές που μελέτησε την πρόβλεψη της πτώχευσης από δοκιμές αρκετών οικονομικών δεικτών για την ικανότητά τους να ταξινομούν και να προβλέπουν την πτώχευση εταιριών. Ο Altman εισήγαγε μοντέλα πτώχευσης βάσει διακριτής ανάλυσης για την ταξινόμηση των πτωχεύσεων σύμφωνα με χρηματοοικονομικές μεταβλητές όπως είναι: η εργασία, το κεφάλαιο/σύνολο περιουσιακών στοιχείων, τα διακρατούμενα /συνολικά περιουσιακά στοιχεία, τα κέρδη προ τόκων και οι φόροι / συνολικά περιουσιακά στοιχεία, η αγοραία αξία των ιδίων κεφαλαίων / συνολικό χρέος και οι πωλήσεις / συνολικά περιουσιακά στοιχεία. Ο Ohlson (1980) χρησιμοποίησε τη λογιστική παλινδρόμηση για να εκτιμήσει τις πιθανότητες πτώχευσης. Οι Odom και Sharda (1990) ήταν οι πρώτοι ερευνητές που χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα για την ταξινόμηση πτώχευσης και διαπίστωσαν ότι τα νευρικά δίκτυα ήταν εξίσου ακριβή σαν τη διακριτική ανάλυση. Από τότε, ακολούθησε σημαντικός όγκος έρευνας νευρωνικού δικτύου για την κατάταξη της πτώχευσης (Alam et al., 2000, Jo et al., 1997, Lee et al., 2005, O'Leary, 1998, Tam και Kiang, 1992, Udo, 1993, Wilson και Sharda, 1994, Zhang et al., 1999).

Οι Shumway (2001), Chava και Jarrow (2004) διερεύνησαν την ακρίβεια της πρόβλεψης της πτώχευσης χρησιμοποιώντας μοντέλα κινδύνου. Οι πτωχεύσεις εταιρείες είναι ακραίες από την άποψη μιας ομάδας υγιών επιχειρήσεων. Το γεγονός ότι μόνο το 2% όλων των εταιρειών χρεοκοπούν σε κανονικές οικονομικές περιόδους σημαίνει ότι μπορούν πράγματι να αντιμετωπιστούν ως ακραίες τιμές (Lenard, Alam και Madey, 1995; O'Leary, 1998). Ενώ η λογιστική παλινδρόμηση παρέχει μια ωραία πιθανοτική ερμηνεία για την πτώχευση, γνωρίζουμε ότι οι εκτιμητές μέγιστης πιθανοφάνειας (ML) από τη λογιστική παλινδρόμηση δεν είναι ανθεκτικοί σε ακραίες τιμές (Bianco και Yohai, 1996). Έτσι στο επόμενο Κεφάλαιο εξετάζουμε την ανάπτυξη ισχυρής λογιστικής μεθόδου παλινδρόμησης.

Η πρώτη έρευνα για την πρόβλεψη πτώχευσης ξεκίνησε το 1900 από τον Thomas Woodlock. Πραγματοποίησε μια κλασική ανάλυση στη σιδηροδρομική βιομηχανία και παρουσίασε τα αποτελέσματα της έρευνάς του σε ένα άρθρο με τίτλο «Η ανατομία μιας σιδηροδρομικής έκθεσης και το κόστος των μιλίων». Δύο τύποι αναλύσεων (αναλύσεις Univariate και multivariate) χρησιμοποιήθηκαν για να μελετηθούν καλύτερα τα μοντέλα πρόβλεψης πτώχευσης. Υπάρχουν τρία στάδια στην ανάπτυξη μέτρων

χρηματοοικονομικής δυσχέρειας: ανάλυση univariate, ανάλυση multivariate και ανάλυση logit. Η ανάλυση univariate προϋποθέτει "ότι μια μεμονωμένη μεταβλητή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για προγνωστικούς σκοπούς" (Cook & Nelson, 1998). Ο Beaver (1966) παρουσίασε εμπειρικά στοιχεία από ορισμένους χρηματοοικονομικούς δείκτες, κυρίως ταμειακές ροές / συνολικό χρέος και έδωσαν στατιστικά σημαντικά σήματα πολύ πριν από την πραγματική επιχειρηματική αποτυχία. Ωστόσο, αυτή η προσέγγιση είχε περιορισμούς στην πράξη ενθαρρύνοντας τους μετέπειτα ερευνητές να ξεπεράσουν τα προβλήματα που αντιμετώπιζαν.

Η πιο γνωστή, και ευρύτερα χρησιμοποιούμενη μέθοδος ανάλυσης πολλαπλών διακρίσεων, είναι αυτή που προτείνεται από τον Edward Altman, καθηγητή Οικονομικών στο Stern School of Business, Πανεπιστήμιο της Νέας Υόρκης. Το z-score ή το μοντέλο zeta του Altman, συνδύασε διάφορα μέτρα κερδοφορίας ή κινδύνου. Το μοντέλο που προέκυψε ήταν ένα μοντέλο που έδειξε τον κίνδυνο πτώχευσης μιας εταιρείας σε σχέση με ένα πρότυπο. Η αρχική μελέτη του Altman απέδειξε ότι το μοντέλο του ήταν πολύ ακριβές (Altman 1968).

Δεδομένου ότι η προσέγγιση ανάλυσης πολλαπλών διαφοροποιήσεων έχει ορισμένους περιορισμούς, ο Ohlson (1980) εφάρμοσε μια εναλλακτική στατιστική μέθοδο, δηλαδή ανάλυση logit (γενικευμένο γραμμικό μοντέλο με λειτουργία σύνδεσης logit) στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Θεώρησε το σημείο ασυνέχειας ίσο με 5,0 προκειμένου να διακρίνει τις πτωχεύσες εταιρείες από τις μη πτωχεύσες. Θα μπορούσε να αποδείξει την ακρίβεια του μοντέλου ταξινόμησης logit, στηριζόμενος στην παρατήρησή του από 105 πτωχευμένες εταιρείες και 2058 μη πτωχεύσες εταιρείες που έχουν μελετηθεί χρησιμοποιώντας αυτό το σημείο ασυνέχειας και τρεις διαφορετικές περιόδους (ένα, δύο και τρία χρόνια πριν από την πτώχευση) κατά τη διάρκεια του 1970 έως 1976.

Οι Odom και Sharda (1990) ήταν οι πρώτοι ερευνητές που χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα για την ταξινόμηση της χρεοκοπίας σε μη πειραματικές μελέτες και διαπίστωσαν ότι τα νευρικά δίκτυα ήταν τουλάχιστον εξίσου ακριβή με τη διακριτική ανάλυση. Αναφέρουν ότι η προσέγγιση του νευρικού δικτύου έχει σημαντικά πλεονεκτήματα έναντι άλλων μεθόδων πρόβλεψης και είναι σε θέση να αναλύσει τα περίπλοκα σχέδια πολύ πιο αποτελεσματικά από αυτά που βασίζονται σε στατιστικά στοιχεία. Δεν έχει επίσης ανάγκη περιοριστικών στατιστικών παραδοχών. Αυτό επιτρέπει στο μοντέλο νευρωνικού δικτύου να παρέχει υψηλότερο επίπεδο ακρίβειας.

Η προγνωστική ικανότητα των μοντέλων νευρικού δικτύου και η πολλαπλή διακριτή ανάλυση συγκρίθηκαν από τους Charalambous, Charitou και Kaourou (2000) σε μια πειραματική μελέτη. Χρησιμοποίησαν μια δευτερεύουσα πειραματική έρευνα που περιλάμβανε 139 ταιριασμένα ζεύγη πτωχεύσαντων και μη πτωχεύσαντων επιχειρήσεων κατά την περίοδο 1983-1994. Σε μια μελέτη που διεξήχθη από αυτούς τους ερευνητές φάνηκε ότι υπήρχε ένα κενό στη σύγκριση των μεθόδων του νευρικού δικτύου και εκείνων των παραδοσιακών. Χρησιμοποίησαν διαφορετικούς αλγόριθμους για την επεξεργασία των νευρωνικών δικτύων. Με βάση τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την έρευνα, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι το νέο μοντέλο των νευρωνικών δικτύων παρέχει καλύτερα αποτελέσματα στο μοντέλο πρόβλεψης σε σύγκριση με το μοντέλο εκμάθησης.



Για να προβλεφθεί η χρεοκοπία των κατασκευαστικών εταιρειών που έγιναν αποδεκτές στο Χρηματιστήριο της Τεχεράνης, μπορούν να γίνουν οι ακόλουθες παραδοχές χρησιμοποιώντας τεχνητό νευρικό δίκτυο από την άποψη αυτή:

- Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων βάσει προβλέψεων αυξάνουν την ικανότητα οικονομικής διαχείρισης αντιμετωπίζοντας τις αποτυχίες.

Τα μοντέλα τεχνητού νευρικού δικτύου έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια από τα στατιστικά λογιστικής παλινδρόμησης στην πρόβλεψη της πτώχευσης.

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

## ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΗΝ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

### 3.1 Λογιστική Παλινδρόμηση

Σε ένα ευρύ φάσμα επιστημονικών κλάδων, ένα κοινό πρόβλημα είναι πώς να προβλέψουμε ένα κατηγορηματικό αποτέλεσμα όταν υπάρχουν δύο ή περισσότεροι προγνωστικοί παράγοντες, οι οποίοι μπορεί ή όχι να είναι αιτίες αυτού του αποτελέσματος. Η λογιστική παλινδρόμηση (γνωστή και ως Logistic Regression ή Logit Model) αναπτύχθηκε από τον στατιστικό David Cox το 1958 και είναι ένα μοντέλο παλινδρόμησης στο οποίο η εξαρτημένη μεταβλητή είναι κατηγορική, ενώ οι ανεξάρτητες μεταβλητές μπορεί να είναι είτε ποσοτικές συνεχείς, είτε κατηγορικές.

Στο σημείο αυτό, θα πρέπει να επισημανθεί ότι μια κατηγορική ανεξάρτητη μεταβλητή υπεισέρχεται στο μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης με τη βοήθεια  $k-1$  το πλήθος δείκτηριων μεταβλητών (indicators ή dummy), όπου με  $k$  συμβολίζεται το πλήθος των επιπέδων της κατηγορικής ανεξάρτητης μεταβλητής. Η λογιστική παλινδρόμηση επιτρέπει σε κάποιον να πει ότι η παρουσία ενός προγνωστικού παράγοντα αυξάνει (ή μειώνει) την πιθανότητα ενός δεδομένου αποτελέσματος κατά ένα συγκεκριμένο ποσοστό. Αυτό το σεμινάριο καλύπτει την περίπτωση όταν η εξαρτημένη είναι δυαδική, όπου μπορεί, δηλαδή, να πάρει μόνο δύο τιμές, "0" και "1", οι οποίες αντιπροσωπεύουν αποτελέσματα, όπως η επιτυχία / αποτυχία, ή η νίκη / ήττα. Περιπτώσεις όπου η εξαρτημένη μεταβλητή έχει περισσότερες από δύο κατηγορίες αποτελεσμάτων μπορούν να αναλυθούν με πολλαπλή λογιστική παλινδρόμηση, ή, εάν ταξινομηθούν οι πολλαπλές κατηγορίες, σε κανονική λογιστική παλινδρόμηση.

Η μέθοδος της λογιστικής παλινδρόμησης χρησιμεύει στο να αναπτύξουμε σχέση μιας δίτιμης εξαρτημένης τυχαίας μεταβλητής και συνεχών ή διακριτών ανεξάρτητων μεταβλητών. Ουσιαστικά η μέθοδος αυτή γενικεύει τα γραμμικά μοντέλα, έτσι ώστε η εξαρτημένη μεταβλητή να ακολουθεί την εκθετική οικογένεια κατανομών.

Στόχος λοιπόν της Λογιστικής Παλινδρόμησης είναι η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης των τιμών της υπό μελέτη κατηγορικής εξαρτημένης μεταβλητής χρησιμοποιώντας κάποιες ποσοτικές και ποιοτικές ανεξάρτητες μεταβλητές. Είναι εύκολα αντιληπτό λόγω αντικειμένου της Λογιστικής Παλινδρόμησης ότι βρίσκει εφαρμογή σε πλήθος επιστημονικών πεδίων.

Διακρίνονται τρεις τύποι λογιστικής παλινδρόμησης ανάλογα με την ιδιαίτερη φύση της εξαρτημένης κατηγορικής μεταβλητής,

1. η Δίτιμη ή διχοτομική(binary),
2. η Πολυωνυμική ή πολυχοτομική(polynomial, polychotomous) και
3. η Διατάξιμη.

Ειδικότερα, στην Δίτιμη Λογιστική Παλινδρόμηση, η εξαρτημένη κατηγορική μεταβλητή συνίσταται από δύο κατηγορίες, όπως π.χ. είναι οι εκβάσεις επιτυχία/αποτυχία, ΝΑΙ/ΟΧΙ, γεγονός απόν/παρόν. Στην Πολυωνυμική ή πολυχοτομική η εξαρτημένη μεταβλητή έχει τρεις ή περισσότερες κατηγορίες, οι οποίες δεν έχουν κάποια φυσική διαβάθμιση. Για παράδειγμα όταν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι ο χαρακτηρισμός του χρώματος αντικειμένων ως ερυθρού, πράσινου, κίτρινου κτλ. Τέλος, στην Διατάξιμη η εξαρτημένη μεταβλητή συνίσταται από δύο ή περισσότερες κατηγορίες μεταξύ των οποίων ισχύει η έννοια της ανισότητας, όπως π.χ. σε μια ερώτηση συμφωνίας/διαφωνίας με κλίμακα καθόλου, λίγο, μέτρια, αρκετά, πολύ ή στην κατάταξη ενός στρώματος υλικού ως λεπτού, μεσαίου, παχέος. Σε όσα ακολουθούν, χωρίς βλάβη της γενικότητας, το ενδιαφέρον περιορίζεται στην περίπτωση της Διχοτομικής Λογιστικής Παλινδρόμησης, δηλαδή σε περιπτώσεις δίτιμων εξαρτημένων τυχαίων μεταβλητών, με την τιμή 1 της εξαρτημένης μεταβλητής να αντιστοιχεί σε "επιτυχία" και την τιμή 0 σε "αποτυχία".

Η λογιστική παλινδρόμηση, λοιπόν, είναι μια μέθοδος παραγοντικής στατιστικής ανάλυσης που χρησιμοποιεί ένα σύνολο ανεξάρτητων μεταβλητών για τη διερεύνηση της κίνησης μιας εξαρτημένης μεταβλητής. Είναι χρήσιμη σε καταστάσεις στις οποίες επιθυμούμε την πρόβλεψη της ύπαρξης ή της απουσίας ενός χαρακτηριστικού ή ενός συμβάντος. Η πρόβλεψη αυτή βασίζεται στην κατασκευή ενός γραμμικού μοντέλου και συγκεκριμένα στον προσδιορισμό των τιμών που παίρνουν οι συντελεστές ενός συνόλου ανεξάρτητων μεταβλητών που χρησιμοποιούνται ως μεταβλητές πρόβλεψης.

Εκτός από την πρόβλεψη ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης δίνει τη δυνατότητα να εκτιμηθεί η επίδραση κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής στη διαμόρφωση των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητή. Στη λογιστική παλινδρόμηση, σε αντίθεση με την πολλαπλή παλινδρόμηση (multiple regression) είναι δυνατό να χρησιμοποιηθούν ως εξαρτημένες μεταβλητές εκτός από αναλογικές αριθμητικές μεταβλητές (ratio scale) και κατηγορικές μεταβλητές (nominal scale).

Στην πραγματικότητα η Λογιστική Παλινδρόμηση ακολουθεί τη λογική της Γραμμικής Παλινδρόμησης. Για να επιτευχθούν τα βέλτιστα αποτελέσματα, θα πρέπει οι ανεξάρτητες μεταβλητές να συνδέονται ισχυρά με την εξαρτημένη μεταβλητή και οι ανεξάρτητες μεταβλητές να είναι ασυσχέτιστες μεταξύ τους. Επίσης, θα πρέπει, τα κατάλοιπα να μην κρύβουν κάποιο ανεπισημασμένο συστηματικό παράγοντα ο οποίος δεν περιγράφεται από το μοντέλο.

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να επισημανθεί ότι, λόγω του σχεδιασμού της τεχνικής, δεν είναι δυνατόν να ικανοποιείται η υπόθεση της κανονικότητας των καταλοίπων. Στη

Λογιστική Παλινδρόμηση τα κατάλοιπα ακολουθούν την Διωνυμική κατανομή, η οποία σε μεγάλα δείγματα τείνει να προσομοιάζει ως προς τη μορφή με την κανονική κατανομή. Επίσης, στην τεχνική αυτή, δεν είναι δυνατόν να ισχύει η υπόθεση της ισότητας της διακύμανσης, λόγω της συναρτησιακής σχέσης της μέσης τιμής με τη διακύμανση. Πριν την εφαρμογή της τεχνικής θα πρέπει να μελετηθεί και η ένταση της συσχέτισης της εξαρτημένης μεταβλητής με κάθε μία ανεξάρτητη. Η μελέτη αυτή θα πρέπει να πραγματοποιηθεί μέσω του ελέγχου chi-square. Όταν κατασκευάζεται ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης, είναι πολύ σημαντικό να εντοπιστεί το βέλτιστο υποσύνολο εξηγηματικών μεταβλητών χρησιμοποιώντας κάποια βηματική διαδικασία. Έτσι έχουμε να επιλέξουμε μεταξύ Forward και Backward αλγορίθμων εισαγωγής των 33 ανεξάρτητων μεταβλητών στο μοντέλο. Οι αλγόριθμοι Forward εισάγουν σε διαδοχικά βήμα μία ανεξάρτητη μεταβλητή στην εξίσωση, ξεκινώντας από εκείνη τη μεταβλητή που συνδέεται ισχυρότερα με το εξαρτημένο μέγεθος. Οι αλγόριθμοι Backward εισάγουν όλες τις προτεινόμενες ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο και εξάγουν σε διαδοχικά βήματα τις μεταβλητές που δεν συνδέονται στατιστικά σημαντικά με την εξαρτημένη μεταβλητή.

Τέλος η μέθοδος Enter παράγει την εξίσωση της παλινδρόμησης βάση όλων των προτεινόμενων από τον ερευνητή μεταβλητών. Στους αλγόριθμους Forward και στους Backward υπάρχουν τρεις εναλλακτικές επιλογές κάθε μία από τις οποίες χρησιμοποιεί διαφορετικό μηχανισμό για την έλεγχο της στατιστικής σημαντικότητας των συντελεστών των ανεξάρτητων μεταβλητών που συμμετέχουν στην παλινδρόμηση. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, θα χρησιμοποιήσουμε το κριτήριο του Wald το οποίο εξετάζει την μηδενική υπόθεση  $H_0: b_i = 0$  έναντι της  $H_1: b_i \neq 0$  για συγκεκριμένο  $i=1,2,\dots,n$ .

### 3.1.1 Λογιστική Παλινδρόμηση και Μη Παραμετρικές Μέθοδοι

Τα τυπικά μέσα για την πρόβλεψη απειλής για την πτώχευση μίας εταιρείας περιλαμβάνουν διακρίσεις σε μοντέλα διακριτικής ανάλυσης και μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης. Σε σύγκριση με τις μεθόδους νέας γενιάς- όπως τα νευρωνικά δίκτυα - αυτά είναι λιγότερο ακριβά, πιο επικοινωνιακά, διαφανή και τα αποτελέσματά τους είναι πιο εύκολο να ερμηνευθούν και να συγκριθούν. Οι εμπειρικές μελέτες έχουν δείξει ότι ουσιαστικά δεν υπάρχουν διαφορές στην προβλεπόμενη ικανότητα και των δύο κατηγοριών μοντέλων. Ωστόσο, το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης είναι πιο ευνοϊκό λόγω της απουσίας υποθέσεων, γίνεται σε σχέση με την πιθανοτική φύση των εξηγηματικών μεταβλητών και την πιο φυσική ερμηνεία των αξιολογήσεων των παραμέτρων του μοντέλου. Το ελάττωμά του είναι η πολυπλοκότητα στη διαδικασία καθορισμού της αξιολόγησης των παραμέτρων του μοντέλου. Όσον αφορά τα μικρά δείγματα πρέπει να είμαστε ιδιαίτερα προσεκτικοί για την καλύτερη δυνατή χρήση των δεδομένων, ώστε να διασφαλιστεί ότι τα συμπεράσματα περιέχουν ελάχιστο συστηματικό σφάλμα και ότι η αβεβαιότητα αξιολόγησης παραμέτρων μετράται

διεξοδικά. Αυτό απαιτεί αμερόληπτη εκτίμηση και, έμμεσα, τη διατήρηση των διαστημάτων εμπιστοσύνης του ονομαστικού επιπέδου κάλυψης.

Η Λογιστική Παλινδρόμηση έχει σκοπό, λοιπόν, παρόμοιο με εκείνον της κλασικής Γραμμικής Παλινδρόμησης με τη διαφοροποίηση ότι στην περίπτωση της Λογιστικής Παλινδρόμησης η εξαρτημένη μεταβλητή είναι κατηγορική και όχι ποσοτική. Επισημαίνεται ότι σε τέτοιες περιπτώσεις η υιοθέτηση ενός μοντέλου κλασικής γραμμικής παλινδρόμησης είναι εσφαλμένη, καθώς δεν πληρούνται βασικές υποθέσεις για τα σφάλματα (ομοσκεδαστικότητα, κανονικότητα) καθώς επίσης παραβιάζεται και η υπόθεση της γραμμικότητας και ορθότητας του μοντέλου. Για να ξεπεραστούν αυτά τα προβλήματα, στην περίπτωση των δίτιμων εξαρτημένων κατηγορικών μεταβλητών, το πιο διαδεδομένο μοντέλο Binary Logistic Regression υιοθετεί τον λεγόμενο λογιστικό μετασχηματισμό logit, ο οποίος ορίζεται ως:

$$\ln(\text{odds}) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_m X_{mi} \quad (1.1)$$

και αποτελεί την πιο διαδεδομένη βιβλιογραφικά έκφραση της λογιστικής παλινδρόμησης ή ισοδύναμα,

$$P(Y_i=1/X_i) = \ln(p/1-p) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_m X_{mi} \quad (1.2)$$

,όπου  $\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_m X_{mi}$  είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των  $m$  το πλήθος ανεξάρτητων μεταβλητών  $X_1, \dots, X_m$  που μετέχουν στο μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης, ενώ

$$\text{Odds} = p/(1-p) \quad (1.3)$$

,με  $p$  να συμβολίζεται η πιθανότητα να συμβεί το γεγονός που έχει οριστεί ως επιτυχία ( $Y=1$ ) του πειράματος, το  $Y$  να συμβολίζει την κατηγορική δίτιμη εξαρτημένη μεταβλητή.

Τα Odds ουσιαστικά παριστάνουν τη σχετική συχνότητα με την οποία διαφορετικά ενδεχόμενα πραγματοποιούνται, ενώ οι συντελεστές ερμηνεύονται ως η αλλαγή στο Log odds για μοναδιαία αύξηση στην τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής, όταν οι υπόλοιπες ανεξάρτητες μεταβλητές παραμένουν σταθερές. Το odds εναλλακτικά ονομάζεται logit και ο όρος prob εκφράζει την πιθανότητα του συμβάντος του γεγονότος. Οι συντελεστές των ανεξάρτητων μεταβλητών στην εξίσωση παλινδρόμησης εκτιμώνται με βάση τη μέθοδο Μεγίστης Πιθανοφάνειας. Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή η τιμή των συντελεστών των ανεξάρτητων μεταβλητών είναι αυτή που κάνει τις παρατηρήσιμες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής πιο πιθανές, βάσει του συνόλου των ανεξαρτήτων μεταβλητών (Παπαγεωργίου, 2008).

Η λογιστική παλινδρόμηση επινοήθηκε ως εναλλακτική επιλογή της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης για την ταξινόμηση των στοιχείων (ονομαστικών ή τακτικών) της εξαρτημένης, με ευρεία απήχηση σε πολλά διαφορετικά επιστημονικά πεδία και κυρίως στην ιατρική και τις κοινωνικοοικονομικές επιστήμες. Χαρακτηριστικά, χρησιμοποιείται στην πρόβλεψη της:

- εμφάνισης ή μη μιας νόσου (π.χ. διαβήτη) από ένα σύνολο διαφορετικών χαρακτηριστικών του πάσχοντος ατόμου (ηλικία, φύλο, αιματολογικά, ηλεκτροκαρδιογράφημα κτλ.).
- πιθανότητας αποτυχίας μιας διεργασίας παραγωγής προϊόντος σε ένα εργοστάσιο τροφίμων.
- πρόβλεψη της πρόθεσης αγοράς ενός αγαθού από έναν καταναλωτή (έρευνα αγοράς).
- πιθανότητας αθέτησης από δανειολήπτη της αποπληρωμής του δανείου του.
- πρόβλεψη πτώχευσης εταιριών, που θα αναλύσουμε εκτενέστερα σε επόμενα κεφάλαια.

### 3.1.2 Κατασκευή Μοντέλου

Τα βήματα κατασκευής του μοντέλου της Λογιστικής Παλινδρόμησης είναι ανάλογα αυτών της γραμμικής παλινδρόμησης.

Αρχικά, προσδιορίζουμε το μέγεθος του ενδιαφέροντος (εξαρτημένη μεταβλητή) και το σύνολο των ανεξάρτητων μεταβλητών που θα συμμετέχουν στην παλινδρόμηση. Έπειτα, διερευνούμε τα δεδομένα για τυχόν ύπαρξη ασυνήθιστων κινήσεων όπως, ακραίες τιμές, ελλείπουσες τιμές κ.α.. Ελέγχουμε την ικανοποίηση των υποθέσεων για την σωστή εφαρμογή της Λογιστικής Παλινδρόμησης. Ύστερα δημιουργούμε την εξίσωση της παλινδρόμησης, εκτιμώντας τις παραμέτρους της εξίσωσης. Μελετάμε την επίδραση κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής στο μοντέλο και τέλος, εξετάζουμε την ικανοποίηση των υποθέσεων της τεχνικής και διερευνούμε την πιθανότητα κάποια συγκεκριμένη τιμή να επηρεάζει υπερβολικά τα αποτελέσματα.

Η αξιολόγηση της συνολικής προσαρμογής ενός μοντέλου στα δειγματικά δεδομένα γίνεται με το λόγο των τιμών των συναρτήσεων Πιθανοφάνειας (likelihood ratio test) του μοντέλου που περιλαμβάνει μόνο τη σταθερά  $\beta_0(L_0)$  προς το πλήρες μοντέλο. Πιο συγκεκριμένα υπολογίζεται η ποσότητα  $-2\ln(L_0/L_F)$  η οποία ακολουθεί την κατανομή  $\chi^2$  με βαθμούς ελευθερίας όσες είναι και οι μεταβλητές. Η μηδενική υπόθεση που ελέγχεται είναι ότι όλοι οι συντελεστές είναι μηδέν με εναλλακτική τουλάχιστον ένας συντελεστής να είναι διάφορος του μηδέν. Για την αξιολόγηση της προσαρμογής του λογιστικού μοντέλου, χρησιμοποιείται επιπλέον ο συντελεστής προσδιορισμού  $R^2$  των Cox και Snell ο οποίος ισούται με:

$$R^2=1-[L_0/L_f]^{2/n} \quad (1.4)$$

Το πρόβλημα με τον συγκεκριμένο συντελεστή είναι ότι ποτέ δεν καταλήγει να πάρει μέγιστη τιμή το 1. Έτσι χρησιμοποιείται εναλλακτικά και ο συντελεστής Nagelkerke ο οποίος υπολογίζεται από τον τύπο

$$\tilde{R}^2=R^2/R_{max}^2 \in (0,1), \text{ όπου } R^2=1-(L_0)^{2/n} \quad (1.5)$$

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να αναφερθεί ότι η Λογιστική Παλινδρόμηση, για τη σωστή εφαρμογή της απαιτεί μεγάλο δείγμα, προκειμένου να παράγει αξιόπιστο αποτέλεσμα. Ένας εμπειρικός κανόνας αναφέρει ότι το δείγμα θα πρέπει να είναι 30 φορές μεγαλύτερο από τον αριθμό των παραμέτρων που εκτιμά το μοντέλο. Επιπλέον, σε περίπτωση που ενδιαφερόμαστε να χρησιμοποιήσουμε το μοντέλο για πρόβλεψη, θα πρέπει να αξιολογήσουμε την αποτελεσματικότητά του. Αυτό σημαίνει ότι δημιουργούμε την εξίσωση βασιζόμενοι σε ένα μέρος των δεδομένων και σε επόμενο βήμα ελέγχουμε την αποτελεσματικότητά της, χρησιμοποιώντας στο υπόλοιπο δείγμα. Στο τελικό μοντέλο που προκύπτει υπολογίζουμε το ποσοστό των εταιριών που προβλέφθηκαν καλοί και ήταν καλοί, το ποσοστό των εταιριών που προβλέφθηκαν ως κακοί και ήταν κακοί αλλά και το συνολικό ποσοστό ακρίβειας του μοντέλου.

Μετά τον προσδιορισμό των μεταβλητών που θα συμμετέχουν, τελικά, στη διαδικασία κατασκευής του μοντέλου, θα πρέπει να ελέγξουμε την ικανοποίηση των υποθέσεων εφαρμογής του συγκεκριμένου είδους παλινδρόμησης. Υπάρχουν κάποιες υποθέσεις που πρέπει να διερευνηθούν πριν την κατασκευή του μοντέλου και κάποιες που θα πρέπει να διερευνηθούν μετά τη δημιουργία της εξίσωσης. Πριν τη διαδικασία δημιουργίας του μοντέλου της Λογιστικής παλινδρόμησης θα πρέπει να ελέγξουμε ότι:

- Οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι ή ποσοτικές ή ποιοτικές ( οι οποίες σε ένα επόμενο στάδιο θα μετατραπούν σε ψευδομεταβλητές).
- Οι ανεξάρτητες μεταβλητές θα πρέπει να συσχετίζονται με την εξαρτημένη μεταβλητή.

Μετά τη διαδικασία δημιουργίας του μοντέλου της παλινδρόμησης θα πρέπει να ελέγξουμε ότι:

- Δεν υπάρχει αυτοσυσχέτιση.
- Δεν υπάρχει συσχέτιση των καταλοίπων με τις ανεξάρτητες μεταβλητές.
- Δεν υπάρχει ένδειξη συσχέτισης μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών.

### 3.1.3 Διαγνωστικά Καταλληλότητας Μοντέλου

Όποτε δημιουργείται ένα μοντέλο πρέπει να ελέγχεται η αποτελεσματικότητα του μοντέλου αυτού να εκφράσει τα δεδομένα του. Στη λογιστική παλινδρόμηση για την εκτίμηση της καλής εφαρμογής του μοντέλου, υπάρχει μεταξύ άλλων, το υπόδειγμα  $X^2$ , η διερεύνηση της Πιθανοφάνειας κλπ.

Στην Λογιστική Παλινδρόμηση χρησιμοποιείται το Likelihood Ratio Test ως έλεγχος καλής προσαρμογής στα δεδομένα δηλαδή την καλή προσαρμογή του μοντέλου. Στη περίπτωση ενός μοντέλου πρόβλεψης(total) , συγκρίνεται απλώς η απόκλιση του μοντέλου πρόβλεψης με εκείνη του μηδενικού μοντέλου(null model) σε μια Chi-Squared Distribution με ένα μόνο βαθμό ελευθερίας. Εάν το μοντέλο πρόβλεψης έχει μια σημαντικά μικρότερη απόκλιση (chi-square χρησιμοποιώντας τη διαφορά βαθμών ελευθερίας των δύο μοντέλων), τότε μπορεί κανείς να συμπεράνει ότι υπάρχει μια σημαντική συσχέτιση μεταξύ του «προγνωστικού» και του αποτελέσματος. Ο  $X^2$  έλεγχος προσδιορίζει αν η απόκλιση ανάμεσα στις πραγματικές και τις εκτιμώμενες τιμές παρατηρήσεων είναι στατιστικά σημαντική. Με τον έλεγχο του  $X^2$  μας ενδιαφέρει να ελέγξουμε αν τα δεδομένα μας συμφωνούν ή όχι με κάποιο μοντέλο πιθανοτήτων, ελέγχουμε αν τα δεδομένα μας ακολουθούν μια συγκεκριμένη κατανομή(π.χ. Διωνυμική, Κανονική,Poisson).

Το στατιστικό τεστ  $X^2$  (chi-square test) χρησιμοποιείται προκειμένου να διαπιστωθεί η συσχέτιση μεταξύ δύο κατηγορικών ή διατεταγμένων μεταβλητών και πληροφορεί τον ερευνητή για την ένταση της συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών.

Η διατύπωση των υποθέσεων ενός ερευνητή γενικά έχει την εξής μορφή : την μηδενική υπόθεση ( $H_0$ ) όταν οι δυο μεταβλητές που εξετάζουμε είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους και την εναλλακτική υπόθεση ( $H_1$ ) όταν οι δυο μεταβλητές που εξετάζουμε είναι εξαρτημένες

Έστω η  $H_0$  είναι οι κ παράμετροι  $\{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_k\}$  μιας πυκνότητας κατανομής έχουν τιμές ίσες με κάποιες συγκεκριμένες τιμές  $\{\pi_1', \pi_2', \dots, \pi_k'\}$ , όπου  $\sum \pi_i = \sum \pi_i' = 1$ .

Όταν  $H_0$  αληθής, οι αναμενόμενες τιμές των κατηγοριών της πυκνότητας κατανομής είναι  $m_i = e_i = n\pi_i$ , όπου  $i=1, \dots, k$ .

Με βάση τις συχνότητες του δείγματος  $\{n_1, n_2, \dots, n_k\}$ , ο Pearson πρότεινε,

$$X^2 = \sum (n_i - m_i)^2 / m_i = \sum (n_i - n\pi_i)^2 / n\pi_i = \sum (O_i - e_i)^2 / e_i \quad (1.6)$$

,η οποία ακολουθεί ασυμπτωτικά την  $X_{k-1}^2$ . Συνεπώς

$$X^2 = \sum (n_i - m_i)^2 / m_i = \sum (O_i - e_i)^2 / e_i \sim \chi_{k-1}^2 \quad (1.7)$$

Οπότε ισχύει:



- $\sum ni = \sum m_i$  (1.8)

- $X^2 = \sum (ni - n\pi_i)^2 / n\pi_i = \sum ni^2 / mi - n$  (1.9)

- Τέλος, το p-value δίνεται από την σχέση  $P(X_{k-1}^2 \geq X^2_{observed})$  (1.10)

Συμπερασματικά, για την εφαρμογή του υποδείγματος της δίτιμης λογιστικής παλινδρόμησης είναι αναγκαίες πολύ λιγότερες προϋποθέσεις από αυτές που απαιτεί η διακριτική ανάλυση (Discriminant Analysis). Μάλιστα, ακόμη κι αν ικανοποιούνται όλες οι προϋποθέσεις για την εφαρμογή της διακριτικής ανάλυσης, η δίτιμη λογιστική παλινδρόμηση λειτουργεί εξαιρετικά καλά, με την απαραίτητη, βέβαια, προϋπόθεση ότι το μέγεθος των παρατηρήσεων είναι τουλάχιστον 10-20 ανά ανεξάρτητη μεταβλητή.

Η Λογιστική παλινδρόμηση επιλέγεται ως η πιο αποδοτική μέθοδος και λιγότερη χρονοβόρα κατασκευής μοντέλων Πιστοληπτικής Ικανότητας.

### 3.2 Ισχυρή Λογιστική Παλινδρόμηση Bianco-Yohai

Ο Pregibon (1981) παρουσίασε μια λογιστική ανάλυση παλινδρόμησης των περιοδικών δεδομένων που περιείχε ακραίες τιμές. Η ανάλυσή του έδειξε ότι οι μέγιστες εκτιμήσεις πιθανότητας (ML) από τη λογιστική παλινδρόμηση δεν είναι ισχυρές (δηλαδή ανθεκτικές) στα ακραία επίπεδα. Ο Kunsch et al. (1989) στη συνέχεια πρότεινε έναν βέλτιστο εκτιμητή Bias-Robust Estimator (OBRE) για γενικευμένα γραμμικά μοντέλα. Ο Kunsch et al. (1989) παρουσίασε αποτελέσματα για τα δεδομένα σχετικά με τη συστολή του δέρματος, και σημείωσε ότι οι λειτουργίες που υποβαθμίζουν υπερβολικά τις εξισωτικές παρατηρήσεις οδηγούν σε υπολογιστικές δυσκολίες και ότι τα εκτιμώμενα τυπικά σφάλματα αυξήθηκαν σημαντικά. Οι Bianco και Yohai (1996) πρότειναν έναν εναλλακτικό εκτιμητή που ήταν πολύ ισχυρός στα λογιστικά μοντέλα. Ο εκτιμητής Bianco and Yohai (1996) (τόρα αναφέρεται ως BY) περιλάμβανε μια οριοθετημένη συνάρτηση και έναν όρο διόρθωσης σφάλματος. Οι Croux και Haesbroeck (2003) πρότειναν μια υπολογιστική μέθοδο για την επιτυχή εφαρμογή του εκτιμητή BY. Η μέθοδος Croux και Haesbroeck (2003) χρησιμοποιεί μια οριοθετημένη συνάρτηση για να εγγυηθεί την ύπαρξη του εκτιμητή BY όταν υπάρχει ο εκτιμητής ML και παρέχει έναν αλγόριθμο για τον υπολογισμό της εκτίμησης BY. Αυτός ο αλγόριθμος είναι διαθέσιμος ως συνάρτηση στο R. Χρησιμοποιούμε την συνάρτηση BYLOGREG για να υπολογίσουμε τις λογιστικές παλινδρόμησης BY σε αυτήν την έρευνα.

Θεωρούμε ένα δυνωμικό μοντέλο παλινδρόμησης, όπου η μεταβλητή απόκρισης  $Y$  έχει την κατανομή Bernoulli

$$P(Y=1|X=x) = F(x'\beta) \quad (3.1)$$

Όπου η  $F$  είναι μια αυστηρώς αυξανόμενη αθροιστική σωρευτική συνάρτηση,  $X \in \mathbb{R}^p$  διάνυσμα μεταβλητών πρόβλεψης και  $\beta \in \mathbb{R}^p$  το διάνυσμα των συντελεστών της άγνωστης παλινδρόμησης. Για την σχέση

$$F(t) = \exp(t) / (1 + \exp(t)) \quad (3.2)$$

εξασφαλίζεται το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης. Ο εκτιμητής μέγιστης πιθανοφάνειας (EMΠ) μπορεί να επηρεαστεί σοβαρά από τα ακραία σημεία. Είναι γνωστό ότι ο EMΠ διασπάται στο μηδέν για σύνολα δεδομένων που περιέχουν σοβαρά ακραία σημεία (Bianco and Martinez, 2009). Αυτή η συμπεριφορά κατανομής οδήγησε σε μια σειρά προτάσεων για ισχυρούς εκτιμητές. Ο ισχυρός εκτιμητής που θεωρούμε είναι αυτός που οφείλεται στους Bianco και Yohai (1996), όπως εφαρμόστηκαν από τους Croux και Haesbroeck (2003). Μόλις έχουμε την λογιστική παλινδρόμηση BY, θέλουμε να δοκιμάσουμε υποθέσεις σχετικά με την σύνθεσή της. Οι Bianco και Martinez (2009) δείχνουν ότι η χρήση εκτιμήσεων BY σε μια στατιστική δοκιμή τύπου Wald αποδίδει μια ασυμπτωτική κεντρική κατανομή Chi-square ως την κατανομή δειγματοληψίας της δοκιμαστικής στατιστικής, όπως και η κλασική στατιστική Wald στην περίπτωση ML. Έτσι, για τα συμπεράσματα δοκιμών, η τετραγωνική μορφή της στατιστικής δοκιμής τύπου Wald μειώνεται σε

$$z_i^2 = [\hat{\beta}_i / \text{Standard Error of } \hat{\beta}_i]^2 \quad (3.3)$$

Ο λόγος που χρησιμοποιήθηκαν οι εκτιμήσεις BY σε αυτή τη μελέτη ήταν αρχικά διότι οι εκτιμήσεις είναι ισχυρές για τα ακραία σημεία (Bianco and Yohai, 1996). Τέλος με την πρόσφατη εργασία των Bianco και Martinez (2009), μπορούμε να κάνουμε μία δοκιμή συμπερασμάτων εφόσον γνωρίζουμε την ασυμπτωτική κατανομή των αντίστοιχων στατιστικών δοκιμών τύπου Wald. Το σύνολο των δεδομένων, οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν και το τρισδιάστατο σχέδιο επικύρωσης περιγράφονται παρακάτω.

### 3.3 Μέθοδος Πρόβλεψης με Χρήση Χρηματοοικονομικών Δεικτών

Για την πρόβλεψη πτώχευσης απαιτούνται δεδομένα χρηματοοικονομικών δεικτών για την πτωχεύσα εταιρεία. Κάθε επιχείρηση περιγράφεται από τους πέντε χρηματοοικονομικούς δείκτες του Altman (1968) όπου οι δυνατότητες πρόβλεψης αυτών των δεικτών είναι καλά τεκμηριωμένες στην βιβλιογραφία (Altman, 1968, Bortiz and Kennedy, 1995; Odom and Sharda, 1990; Zhang et al., 1999; Lee et al., 2005):

1. WCTA = κεφάλαιο κίνησης / σύνολο περιουσιακών στοιχείων ως μέτρο των καθαρών ρευστών περιουσιακών στοιχείων της εταιρίας έως τη συνολική κεφαλαιοποίηση.
2. RETA = διατηρούμενα κέρδη / συνολικά περιουσιακά στοιχεία ως μέτρο της σωρευτικής κερδοφορίας.
3. EBITTA = κέρδη προ τόκων και φόροι / συνολικά περιουσιακά στοιχεία ως μέτρο της πραγματικής παραγωγικότητας των περιουσιακών στοιχείων της εταιρείας.
4. MEDEBT = αγοραία αξία των ιδίων κεφαλαίων / λογιστική αξία του συνολικού χρέους ως μέτρο του πόσο τα περιουσιακά στοιχεία της εταιρείας μπορούν να μειωθούν σε αξία πριν από τις υποχρεώσεις υπερβαίνουν τα περιουσιακά στοιχεία και η εταιρεία καθίσταται αφερέγγυα.
5. SALETA = πωλήσεις / συνολικά περιουσιακά στοιχεία ως μέτρο της ικανότητας δημιουργίας πωλήσεων των περιουσιακών στοιχείων της εταιρείας.

Πρέπει να τονιστεί ότι χρησιμοποιούμε το μοντέλο χρηματοοικονομικής αναλογίας Altman (1968) για την πτώχευση μόνο ως το βασικό μοντέλο για τη σύγκριση των στατιστικών τεχνικών. Και πάλι, ο κύριος σκοπός είναι η σύγκριση της ακρίβειας της ισχυρής λογιστικής παλινδρόμησης BY με την λογιστική παλινδρόμηση ML. Τα περιγραφικά στατιστικά στοιχεία αν δείξουν ότι κατά μέσο όρο οι δείκτες WCTA, RETA και EBITTA είναι μεγαλύτεροι για τις μη πτωχεύσες εταιρίες, πράγμα που δείχνει ότι οι μη πτωχεύσες εταιρίες είναι σε ισχυρότερη οικονομική κατάσταση. Καθώς οι εταιρίες πλησιάζουν σε πτώχευση, όλοι οι δείκτες WCTA, RETA και EBITTA μειώνονται, γεγονός που δείχνει ότι οι πτωχεύσες είναι σε επιδείνωση της οικονομικής τους κατάστασης καθώς πλησιάζουν σε κατάσταση πτώχευσης. Ενώ ο δείκτης MEDEBT μπορεί να είναι κατά μέσο όρο παρόμοιος μεταξύ πτωχεύσαντων και μη πτωχεύσαντων εταιριών σε προγενέστερο χρόνο, ο δείκτης MEDEBT είναι πολύ χαμηλότερος για τις πτωχεύσες εταιρίες κατά το διάστημα της πτώχευσης. Αυτό δείχνει ότι τον χρόνο πριν από την πτώχευση, οι εταιρείες είχαν χαμηλότερες αγοραίες αξίες για τα ίδια κεφάλαια ή υψηλό συνολικό χρέος ή και τα δύο.

Οι κατανομές ορισμένων από τους χρηματοοικονομικούς δείκτες δείχνουν ζητήματα δεδομένων που περιπλέκουν τη στατιστική ανάλυση. Για παράδειγμα, μπορεί να ισχύει ότι κατά μέσο όρο οι πτωχεύσες εταιρίες έχουν χαμηλότερους δείκτες WCTA, RETA και EBITTA. Ωστόσο, οι εταιρίες με τους χαμηλότερους δείκτες WCTA, RETA και EBITTA μπορεί να προέρχονται από το μη πτωχέυσαν δείγμα εταιριών. Η κατανομή των χρηματοοικονομικών δεικτών είναι ένα άλλο ζήτημα δεδομένων, ειδικά όταν κάποιος λαμβάνει υπόψη τον ακραίο μέγιστο δείκτη MEDEBT σε σύγκριση με τον μέσο δείκτη MEDEBT. Για παράδειγμα σε πολλές περιπτώσεις, το μέγιστο MEDEBT είναι τάξεις μεγέθους μεγαλύτερης από τη μέση τιμή, γεγονός που υποδηλώνει την παρουσία ακραίων τιμών στο δείγμα δεδομένων.

### 3.4 Μελέτη Περίπτωσης

Αναπτύχθηκε ένα διασταυρωμένο σχέδιο για τη διερεύνηση της απόδοσης ταξινόμησης των εξισώσεων πρόβλεψης λογιστικής παλινδρόμησης σύμφωνα με τους Richard P. Hauser and David Booth. Η διασταυρούμενη τεχνική μας επιτρέπει να χρησιμοποιήσουμε ολόκληρο το σύνολο δεδομένων έτσι ώστε να υπάρχει οποιαδήποτε επιλογή αποτελέσματος ελαχιστοποιημένη (Tam and Kiang, 1992; Zhang et al., 1999). Σε αυτή τη μελέτη των Richard P. Hauser and David Booth χρησιμοποιείται μια τεχνική τρισδιάστατης εγκάρσιας επικύρωσης. Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από 24 εταιρίες που οδηγήθηκαν σε πτώχευση το 2008-2009 και 48 εταιρίες που δεν προχώρησαν σε πτώχευση για ένα σύνολο δεδομένων 72 εταιριών. Το σύνολο των δεδομένων χωρίζεται σε 3 ίσα και αμοιβαίως αποκλειόμενα υποσύνολα. Κάθε υποσύνολο περιείχε 8 τυχαία επιλεγμένες χρεοκοπημένες εταιρίες και 16 τυχαία επιλεγμένες μη πτωχεύσες εταιρίες για συνολικά 24 εταιρίες. Η επεξεργασία πραγματοποιείται σε οποιοδήποτε από τα τρία υποσύνολα, ενώ το υπόλοιπο υποσύνολο χρησιμοποιείται για σκοπούς δοκιμής. Έτσι, στην πρώτη εκτέλεση χρησιμοποιείται το υποσύνολο 1 και υποσύνολο 2 ως το σύνολο επεξεργασίας για τις παλινδρομήσεις. Η εξίσωση πρόβλεψης που αναπτύσσεται από το σύνολο επεξεργασίας στη συνέχεια, χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της πιθανότητας πτώχευσης για εταιρείες στο υποσύνολο 3 του συνόλου δεδομένων της δοκιμής. Η διαδικασία συνεχίζεται για το Run 2 και το Run 3 έτσι ώστε κάθε υποσύνολο να χρησιμοποιηθεί τελικά ως δοκιμή του συνόλου δεδομένων. Το σύστημα πολλαπλής επικύρωσης εκτελείται ξεχωριστά για τα οικονομικά στοιχεία του έτους 2006 και 2007. Τέλος, το σχήμα εγκάρσιας επικύρωσης παρουσιάζεται στη συνέχεια χρησιμοποιώντας λογιστική παλινδρόμηση ML και ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση .

### 3.4.1 Ορθή Ταξινόμηση και Πρόβλεψη Λογιστικής Παλινδρόμησης

Σε αυτή τη μελέτη, χρησιμοποιήθηκαν τόσο η λογιστική παλινδρόμηση (ML) όσο και η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση (BY) για να διαμορφωθεί η πιθανότητα ότι μια εταιρεία υπέβαλε πτώχευση με τους πέντε χρηματοοικονομικούς δείκτες του Altman(1968) ως επεξηγηματικές μεταβλητές στο μοντέλο.

- Κάθε υποσύνολο αποτελείται από 16 τυχαία επιλεγμένες μη πτωχέυσες εταιρείες και 8 τυχαία επιλεγμένες πτωχέυσες επιχειρήσεις για συνολικά 24 επιχειρήσεις.
- Σημειώνεται ότι σε κάθε εκτέλεση, το σύνολο κατάρτισης αποτελείται από δύο υποσύνολα ή 48 συνολικά εταιρείες και το σύνολο δοκιμών αποτελείται από ένα μόνο υποσύνολο ή 24 επιχειρήσεις.

Κάθε εκτέλεση του σχήματος πολλαπλής διασταύρωσης δείχνει τον αριθμό και το ποσοστό της σωστής κατάταξης για τα σύνολο της κατάρτισης καθώς και τη σωστή πρόβλεψη για το σύνολο των δοκιμών. Για τους σκοπούς αυτής της μελέτης, η ταξινόμηση ή η πρόβλεψη πτώχευσης θεωρείται σωστή όταν η πιθανότητα πτώχευσης για την πτώχευση εταιριών από την εξίσωση παλινδρόμησης είναι μεγαλύτερη από 0,5.

Όπως συζητήθηκε προηγουμένως, η σωστή ταξινόμηση συχνά διαφέρει με την λογιστική παλινδρόμηση επειδή η παλινδρόμηση επηρεάζεται από τον σχετικό αριθμό σημείων των δεδομένων σε κάθε δυαδική ομάδα. Λόγω αυτού του ζητήματος, υποδιαιρείται η ταξινόμηση και ο αριθμό των προβλέψεων για τις μη πτωχέυσες και πτωχέυσες εταιρίες. Δεδομένου ότι υπάρχουν δύο φορές περισσότερες μη πτωχέυσες εταιρίες στο δείγμα, αναμένουμε το μοντέλο παλινδρόμησης να "τραβηχτεί" προς τις μη πτωχέυσες εταιρίες. Στην πραγματικότητα, στα σύνολα κατάρτισης η σωστή ταξινόμηση για τις μη πτωχέυσες εταιρίες είναι πάνω από 93% στην παλινδρόμηση ML τόσο για τα δεδομένα 2006, όσο και για δεδομένα 2007. Δεδομένου ότι υπάρχουν λιγότερες πτωχέυσες, περιμένουμε την εξίσωση παλινδρόμησης να αποσυρθεί από τις πτωχέυσες εταιρίες, και έτσι το σωστό ποσοστό ταξινόμησης για τις πτωχέυσες εταιρίες θα πρέπει να μειωθεί.

Πράγματι, η σωστή ταξινόμηση των πτωχευσουσών εταιρειών με την παλινδρόμηση ML το 2006 είναι κατά μέσο όρο 21% στις 3 εκτελέσεις. Με τα δεδομένα του 2007, οι εταιρίες πλησιάζουν την πτώχευση και αναμένετε να βελτιωθεί η ταξινόμηση των πτωχεύσαντων εταιριών με την παλινδρόμηση ML.

Όπως αναμενόταν, η σωστή ταξινόμηση των πτωχεύσαντων εταιριών με τα δεδομένα του 2007 βελτιώνεται από 21% σωστή σε 31% σωστή. Σε αυτό το σημείο, είναι σημαντικό να τονιστεί η δυσκολία πρόβλεψης της πτώχευσης των εταιριών. Αν και υπάρχουν μόνο δύο πιθανά αποτελέσματα, είναι πάντα ευκολότερο να προβλεφθεί η μη πτωχεύσα εταιρία, δεδομένου ότι οι μη πτωχεύσες είναι πολυάριθμες στα σύνολα δεδομένων και στον «πραγματικό» κόσμο. Η σωστή ταξινόμηση των μη πτωχευσουσών εταιριών είναι περίπου 90%. Η δυσκολία είναι στη ταξινόμηση και στη πρόβλεψη των πτωχευσουσών εταιριών δεδομένου ότι είναι ουσιαστικά οι ακραίες τιμές.

Με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY, και πάλι η εστίασή μας είναι στην ταξινόμηση των πτωχεύσεων. Η σωστή ταξινόμηση των πτωχευσουσών εταιρειών με τα δεδομένα του 2006 είναι 37,5%. Με βάση τα οικονομικά δεδομένα του 2006, διαπιστώνουμε ότι με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση βελτιώνεται η ταξινόμηση των πτωχεύσαντων εταιριών έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης ML από 21% σε 37,5% σωστή. Με τα οικονομικά στοιχεία του 2007, και πάλι η ισχυρή παλινδρόμηση βελτιώνει την ταξινόμηση των πτωχευσουσών εταιριών πάνω από την παλινδρόμηση ML από 31% σε 56% σωστή.

Με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY, η βελτίωση της ταξινόμησης των πτωχευσουσών εταιριών μεταφράζεται επίσης σε βελτίωση στην πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών στο σύνολο των δοκιμών. Στα δεδομένα του 2006, η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY βελτιώνει την πρόβλεψη των πτωχευσουσών εταιρειών έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης ML από 16,7% σε 29,2% σωστή. Η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY βελτιώνει την πρόβλεψη των πτωχεύσαντων εταιριών στο δείγμα δεδομένων του 2007) σε σχέση με τη λογιστική παλινδρόμηση ML που έφτασε από 12,5% σε 33,3%. Με την τριπλή διασταυρούμενη επικύρωση, η BY ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση βελτιώνει την ταξινόμηση των πτωχεύσαντων εταιριών στα επεξεργασμένα σύνολα. Επιπλέον, η BY ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση βελτιώνει επίσης την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών στα σύνολα των δοκιμών. Στην πραγματικότητα, σε μια συνολική βάση ταξινόμησης και πρόβλεψης, η BY ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση είναι ανώτερη από τη λογιστική παλινδρόμηση ML. Η συμβολή αυτής της έρευνας είναι να δείξει ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση βελτιώνει την ταξινόμηση και την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης ML. Καθώς υπάρχουν πιο εξελιγμένα μοντέλα πτώχευσης λογιστικής παλινδρόμησης από το μοντέλο χρηματοοικονομικής αναλογίας του Altman (1968) που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για τη βελτίωση της ταξινόμησης, το κυριότερο σημείο είναι ότι με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση είναι καλύτερη η στατιστική τεχνική για την ταξινόμηση και την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών για ένα συγκεκριμένο μοντέλο.

### 3.4.2 Ανάλυση Συντελεστών Παλινδρόμησης

Προκειμένου να αναπτυχθούν κάποιες γνώσεις σχετικά με τα αποτελέσματα ταξινόμησης και πρόβλεψης της ισχυρής λογιστικής παλινδρόμησης BY, είναι χρήσιμο να εξεταστούν οι συντελεστές παλινδρόμησης που εκτιμήθηκαν από τα επεξεργασμένα σύνολα.

Κατά την επανεξέταση των δεδομένων του 2006, σημειώνεται ότι οι συντελεστές παλινδρόμησης που υπολογίζονται από την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY είναι σημαντικά διαφορετικοί από τους συντελεστές που υπολογίζονται από τη λογιστική παλινδρόμηση ML για το Run 1. Μια ανασκόπηση της ταξινόμησης και της πρόβλεψης των αποτελεσμάτων για τις πτωχεύσες εταιρίες υποδεικνύουν ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY είναι επίσης πολύ ανώτερη από τη λογιστική παλινδρόμηση ML για το Run 1. Ωστόσο, αν εξεταστούν τα Runs 2 και 3, σημειώνεται ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY δεν βελτιώνει την κατηγορία αποτελεσμάτων αναφοράς και πρόβλεψης σε σχέση με τη λογιστική παλινδρόμηση ML.

Οι εκτιμώμενοι συντελεστές παλινδρόμησης για τις εκτελέσεις 2 και 3, είναι ουσιαστικά οι ίδιοι για τη λογιστική παλινδρόμηση ML και την ισχυρή λογική παλινδρόμηση.

Ένα παρόμοιο μοτίβο μπορεί να βρεθεί για τους εκτιμώμενους συντελεστές από τα δεδομένα του 2007. Στις διαδρομές 1 και 2, οι συντελεστές παλινδρόμησης που υπολογίζονται από την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY, διαφέρουν σημαντικά από τους συντελεστές που υπολογίζονται από τη λογιστική παλινδρόμηση ML για αυτές τις περιπτώσεις. Η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY είναι και πάλι ανώτερη από τη λογιστική παλινδρόμηση ML για τις εκτελέσεις 1 και 2. Εν τω μεταξύ, στο Run 3, οι εκτιμώμενοι συντελεστές παλινδρόμησης είναι ουσιαστικά οι ίδιοι για τη λογιστική παλινδρόμηση ML και με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση. Στη συνέχεια, στο Run 3 υποδεικνύεται ότι η BY ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση δεν βελτιώνει τα αποτελέσματα της ταξινόμησης και της πρόβλεψης έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης ML. Αυτή η ανάλυση δείχνει ότι εάν η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY αλλάξει σημαντικά την εκτιμώμενη παλινδρόμηση των συντελεστών από τη λογιστική παλινδρόμηση ML, τότε η μέθοδος BY της ισχυρής λογιστικής παλινδρόμησης μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την ταξινόμηση και την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών. Στη χειρότερη περίπτωση, η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY δεν κάνει αλλαγές στους εκτιμώμενους συντελεστές παλινδρόμησης και έχει τα ίδια αποτελέσματα της ταξινόμησης και της πρόβλεψης ως ML λογιστική παλινδρόμηση. Αυτό είναι ισχυρή απόδειξη ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY θα πρέπει να χρησιμοποιείται ως έλεγχος αντοχής στη λογιστική παλινδρόμηση ML, καθώς και για την πρόβλεψη όταν υπάρχουν ακραίες τιμές στο σύνολο των δεδομένων.

Ένας άλλος λόγος που η ΒΥ ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση πρέπει να χρησιμοποιείται ως έλεγχος αντοχής στη λογιστική παλινδρόμηση ML είναι ότι η ΒΥ ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση μπορεί να παρέχει διαφορετικά τυπικά σφάλματα. Οι Hauser και Booth (2011) έδειξαν ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετικές ερμηνείες σχετικά με τη σημασία των επεξηγηματικών μεταβλητών, ακόμη και αν οι εκτιμώμενοι συντελεστές είναι παρόμοιοι. Πράγματι, μπορούμε να πούμε ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση ΒΥ αποφέρει διαφορετικά εκτιμώμενα τυπικά σφάλματα, τα οποία κατά συνέπεια μπορούν να οδηγήσουν σε διαφορετικές ερμηνείες. Θεωρώντας ότι σε όλα τα στάδια του τριπλού σχήματος επικύρωσης, οι λογιστικές παλινδρομήσεις ML βρήκαν μόνο έναν από τους οικονομικούς δείκτες Altman (1968) που ήταν σημαντικοί στο Επίπεδο 10% σε 1 Run και καμία μεταβλητή δεν είναι σημαντική στο επίπεδο 5% σε κάθε περίπτωση. Συμπεραίνουμε λοιπόν, πως στην ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση περισσότεροι από έναν, από τους χρηματοοικονομικούς δείκτες του Altman (1968) είναι σημαντικοί στο επίπεδο 10% σε κάθε εκτέλεση του τριπλάσιου σχήματος διασταύρωσης. Οι εκτιμώμενοι συντελεστές παλινδρόμησης είναι ουσιαστικά οι ίδιοι για τη λογιστική παλινδρόμηση ML και την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση. Επίσης στο Run 3, η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση ΒΥ δεν έχει καμία βελτίωση στην ταξινόμηση ή την πρόβλεψη πτώχευσης εταιριών. Ωστόσο, με ισχυρή παλινδρόμηση βγαίνουν οι οικονομικές μεταβλητές WCTA, RETA και το SALETA στατιστικά σημαντικές στο επίπεδο 5% στο Run 3, ενώ η λογιστική παλινδρόμηση ML δεν δείχνει σημαντικότητα στην επεξηγηματική μεταβλητή ακόμη και στο επίπεδο 10% στο Run 3.

Η χρήση της ισχυρής λογιστικής παλινδρόμησης ΒΥ, στη συνέχεια παρέχει στον ερευνητή ένα άλλο εργαλείο για την ανάλυση των αποτελεσμάτων παλινδρόμησης ML. Δηλαδή, εάν τα αποτελέσματα είναι τα ίδια με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση και την ML λογιστική παλινδρόμηση, η βελτίωση στην ακρίβεια της ταξινόμησης μπορεί να επιτευχθεί μόνο με βελτιώσεις στο μοντέλο, όπως η προσθήκη πρόσθετων μεταβλητών.

### **3.5 Πρόβλεψη Πτώχευσης της Lehman Brothers**

Ενώ το τριπλό σχήμα επικύρωσης δείχνει ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση ΒΥ παρέχει ανώτερη ταξινόμηση και πρόβλεψη πτώχευσης εταιριών, είναι ενδιαφέρον να εξετάσουμε τα μοντέλα πρόβλεψης για την πτώχευση των αδελφών Lehman το 2008. Η πτώχευση των αδελφών Lehman παρείχε μια μελέτη περίπτωσης που ήταν ξεκάθαρα εκτός του συνόλου δεδομένων, δεδομένου ότι ήταν μια αποτυχημένη τράπεζα επενδύσεων, αλλά η πτώχευση δεν διενεργήθηκε από τις ρυθμιστικές αρχές. Οι πέντε χρηματοοικονομικοί δείκτες του Altman (1968) υπολογίστηκαν από τα στοιχεία COMPUSTAT και SEC 10-K για τα δεδομένα του έτους 2006 και 2007.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας τις εξισώσεις παλινδρόμησης από τα σύνολα κατάρτισης Runs 1-3, η πιθανότητα της πτώχευσης υπολογίστηκε χρησιμοποιώντας



τους χρηματοοικονομικούς δείκτες των Lehman. Μπορεί να διαπιστωθεί ότι, οι εξισώσεις παλινδρόμησης από την ML λογιστική παλινδρόμηση δεν προέβλεπαν ποτέ πτώχευση είτε με τα δεδομένα του 2006 ή του 2007. Ωστόσο, η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY προέβλεπε την πτώχευση για τους Lehman, αν και όχι με την εξίσωση της πρόβλεψης από κάθε εκτέλεση. Με τα δεδομένα του 2006, η εξίσωση παλινδρόμησης από το Run 1 προέβλεπε την πτώχευση των Lehman, ενώ τα Run 1 και Run 2 των εξισώσεων παλινδρόμησης με τα δεδομένα του 2007 προέβλεπαν την πτώχευση για τους Αδελφούς Lehman. Δεν προκαλεί έκπληξη το γεγονός ότι αυτές είναι οι ίδιες διαδρομές όπου η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY βελτίωσε την ταξινόμηση των πτωχεύσεων των εταιριών και είχε σημαντικά διαφορετικούς εκτιμώμενους συντελεστές από την ML λογιστική παλινδρόμηση. Αυτοί οι υπολογισμοί δείχνουν πάλι ότι σε περιπτώσεις όπου η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY αλλάζει σημαντικά τους εκτιμώμενους συντελεστές από τη λογιστική παλινδρόμηση ML, η BY ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση βελτιώνει την πρόβλεψη της πτώχευσης των εταιριών. Δεν υπάρχει άλλη ανάλυση εκτός του δείγματος ή της παρεκβολής δεδομένων που έγιναν με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY.

### 3.5.1 Ανάλυση Υπολειμμάτων Απόκλισης

Δεδομένου ότι η ταξινόμηση ή η πρόβλεψη της πτώχευσης των εταιριών μπορεί να θεωρηθεί πρόβλημα στην ανίχνευση ακραίων τιμών (από την οπτική γωνία μιας ομάδας εταιριών) και ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY είναι ανθεκτική στην παρουσία ακραίων τιμών, φαίνεται ότι με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση θα πρέπει να βελτιωθεί η πρόβλεψη της πτώχευσης των εταιριών έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης ML. Τα αποτελέσματα αυτής της μελέτης επιβεβαίωσαν και ποσοτικοποίησαν αυτήν την υπόθεση. Σε αυτήν την ενότητα, αντιμετωπίζουμε το ζήτημα των ακραίων τιμών στο δείγμα. Σημειώνετε ότι οι προβλεπόμενες πιθανότητες μεγαλύτερες από 0,5 θεωρήθηκαν σωστές και λιγότερο από 0,5 θεωρήθηκαν λανθασμένες.

Σε μια μονομεταβλητή βάση, συζητήθηκαν οι κατανομές ορισμένων χρηματοοικονομικών δεικτών που χρησιμοποιούνται ως επεξηγηματικές μεταβλητές στις λογιστικές παλινδρομήσεις. Για παράδειγμα, σε πολλές περιπτώσεις ο μέγιστος δείκτης MEDEBT είναι αρκετές τάξεις μεγέθους μεγαλύτερος από το μέσο όρο που δείχνει την παρουσία μονομεταβλητών ακραίων τιμών στο σύνολο των δεδομένων. Εφόσον μας ενδιαφέρει να προβλέψουμε την πτώχευση, ενδιαφερόμαστε περισσότερο για πολυμεταβλητές ακραίες τιμές, οι οποίες στη συνέχεια είναι πιο περίπλοκο να εντοπιστούν λόγω της περίπλοκης φύσης της πτώχευσης. Μια ένδειξη της παρουσίας των πολυμεταβλητών ακραίων τιμών μπορεί να φανεί από μια ανάλυση των υπολειμμάτων απόκλισης από τη λογιστική παλινδρόμηση ML και τις ιδιότητες των

υπολειμμάτων απόκλισης. Η μέγιστη υπολειμματική απόκλιση είναι μεγαλύτερη με τα δεδομένα των 2006 και 2007 στο Run 1 του τριπλού διασταυρούμενου συστήματος. Αφού το μέγιστο υπόλοιπο απόκλισης είναι σχετικά μεγάλο, θα το ερμηνεύσουμε για να δείξουμε την παρουσία τουλάχιστον μιας πολυμεταβλητής ακραίας τιμής. Παρουσία ακραίων τιμών, περιμένουμε την ισχυρή λογιστική ΒΥ παλινδρόμηση να ξεπερνά τη λογιστική παλινδρόμηση ML. Αυτό ισχύει πράγματι για το Run 1 με τα δεδομένα των ετών 2006 και 2007. Υπάρχει μεγάλη απόκλιση σε αυτές τις περιπτώσεις για την υπόδειξη των ακραίων τιμών, και την απόδοση ανθεκτικών ακραίων τιμών με ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση των σημαντικών εκτιμώμενων συντελεστών και καλύτερης πρόβλεψης της πτώχευσης εταιριών. Το μέγιστο υπόλοιπο απόκλισης είναι το μικρότερο με τα δεδομένα των 2006 και 2007 στην εκτέλεση 3. Σε αυτές τις περιπτώσεις, ερμηνεύουμε τη σχετικά μικρή απόκλιση υπολειμμάτων για να δηλώσουμε ότι δεν υπάρχουν σημαντικές ακραίες τιμές. Χωρίς σημαντικές ακραίες τιμές, η λογιστική παλινδρόμηση ΒΥ αποφέρει ουσιαστικά τα ίδια αποτελέσματα με τη λογιστική παλινδρόμηση ML. Πράγματι, βλέπουμε ουσιαστικά τα ίδια αποτελέσματα για τη λογιστική παλινδρόμηση ΒΥ και την ML λογιστική παλινδρόμηση στο Run 3 και για τα δεδομένα 2006 και 2007.

Πρέπει σε αυτό το σημείο, να τονίσουμε ότι η ανάλυση της μέγιστης απόκλισης υπολειμμάτων είναι μόνο μια ένδειξη της χρήσης των πολυμεταβλητών ακραίων τιμών. Απαιτείται μελλοντική έρευνα για να βελτιωθούν οι στατιστικές δοκιμές, οι οποίες θα μπορούσαν να βελτιώσουν καλύτερα την επίδραση των πολυμεταβλητών ακραίων τιμών. Αντ' αυτού σε μια στατιστική δοκιμή που καθορίζει την επιρροή των ακραίων τιμών, τα αποτελέσματά μας δείχνουν ότι με την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση θα πρέπει να γίνει ο έλεγχος αντοχής στη ML λογιστική παλινδρόμηση. Αν υπάρχουν ακραίες τιμές στο δείγμα δεδομένων, η ΒΥ ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση θα οδηγήσει σε σημαντικά διαφορετικούς εκτιμώμενους συντελεστές και καλύτερη πρόβλεψη της πτώχευσης. Εάν δεν υπάρχουν σημαντικές ακραίες τιμές στο δείγμα δεδομένων, η ΒΥ ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση θα παράγει ουσιαστικά τα ίδια αποτελέσματα με την ML λογιστική παλινδρόμηση.

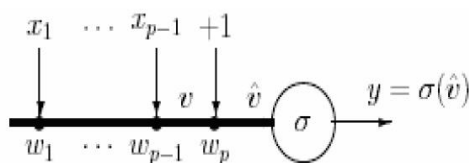
# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

## ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

### 4.1 Νευρωνικό Δίκτυο και Λογιστική Παλινδρόμηση

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι μη γραμμικοί υπολογιστικοί αλγόριθμοι, σχεδιασμένοι για την επεξεργασία των αριθμητικών δεδομένων. Είναι υπολογιστικά μοντέλα εμπνευσμένα από τα κεντρικά νευρικά συστήματα ζώων (ιδίως τον εγκέφαλο) που είναι ικανά μηχανικής μάθησης και αναγνώρισης προτύπων (Rezaiedolatabadi et al, 2013). Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι συλλογή νευρώνων που συνδέονται μεταξύ τους. Αποτελείται από ένα σύνολο πολυδιασυνδεδεμένων οντοτήτων, που ονομάζονται κόμβοι ή μονάδες. Κάθε συλλογή αυτών των νευρώνων ονομάζεται στρώμα (layer). Διάφορα χαρακτηριστικά του νευρικού δικτύου, όπως η εσωτερική δυναμική των νευρωνικών δικτύων στη διαδικασία πρόβλεψης, αλλάζει τα σφάλματα δεδομένων και δίνει το πλεονέκτημα ότι δεν χρειάζεται να προστεθούν πληροφορίες για τα δεδομένα εισόδου που είναι αυτό που το καθιστά ελκυστικό στη χρήση σε πολλές περιοχές. Το πολυστρωματικό Perceptron (MLP) είναι μία από τις δομές νευρωνικών δικτύων. Η βασική έννοια του Perceptron εισήχθη από τους McCulloch και Pitts (1943). Όπως αναφέρεται στην ερευνητική ιστορία των McCulloch και Pitts (1943) παράχθηκε το πρώτο νευρωνικό δίκτυο, το οποίο βασίστηκε στον τεχνητό νευρώνα του. Η επιλογή εισόδου για το Perceptron φαίνεται στο σχήμα 1:

Σχήμα 1: Επιλογή εισόδου για Perceptron



Ένα πολυστρωματικό Perceptron δείχνει μια μη γραμμική σχέση μεταξύ διανυσμάτων εισόδου και εξόδου. Στην πραγματικότητα, είναι μια μη γραμμική συνάρτηση που χαρτογραφεί την είσοδο που εκτιμάται από τον φορέα μέσω πολυάριθμων κρυφών επιπέδων σε διανυσματική τιμή εξόδου. Αυτό γίνεται συνδέοντας κάθε κόμβο νευρώνων, δηλαδή κάθε κόμβος συνδέεται σε ένα στρώμα με όλους τους κόμβους από τα προηγούμενα και τα επόμενα επίπεδα. Ο νευρώνας εξόδου πολλαπλασιάζεται με τους συντελεστές στάθμισης και δίνεται σε μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης ως είσοδος. Το perceptron είναι εκπαιδευμένο (δηλαδή τα βάρη και οι οριακές τιμές υπολογίζονται) με βάση μια επαναληπτική φάση εκπαίδευσης που περιλαμβάνει δεδομένα κατάρτισης. Τα δεδομένα κατάρτισης αποτελούνται από μια λίστα τιμών εισόδου και τις σχετικές επιθυμητές τιμές εξόδου. Στη φάση της κατάρτισης, οι εισροές και τα σχετικά αποτελέσματα των δεδομένων εκπαίδευσης υποβάλλονται επανειλημμένα στο perceptron. Κανονικά, όταν εκπαιδεύεται ένα νευρωνικό δίκτυο, τα βάρη του δικτύου προσαρμόζονται για να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα μεταξύ της προβλεπόμενης εξόδου και των διανυσμάτων στοχευμένης εξόδου ή ο αριθμός της επανάληψης της εκπαίδευσης φτάνει σε μια προκαθορισμένη μέγιστη τιμή. Στη συνέχεια, ένα σύνολο μη πειραματικών εισόδων εφαρμόζεται στο δίκτυο προκειμένου να εκτιμηθεί η ακρίβεια της εκπαίδευσης. Αυτές οι εγγραφές πρέπει να είναι διαφορετικές από εκείνες που χρησιμοποιούνται για το εκπαιδευτικό δίκτυο. Η εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων είναι πολύ χρονοβόρα και περίπλοκη εργασία έχοντας πρόβλημα βελτιστοποίησης με μεγάλο αριθμό μεταβλητών και αβέβαιων παραμέτρων (Kashefi Kaviani, Kani Pour mousavi και Jahanbani Ardakani, 2007).

Για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιείται μια ποικιλία αλγορίθμων εκμάθησης στην οποία ο αλγόριθμος Backpropagation είναι ένας από τους πιο σημαντικούς. Κατά τη διάρκεια της μάθησης, για κάθε είσοδο, η επιθυμητή έξοδος-στόχος υπολογίζεται με την πραγματική έξοδο του δικτύου και υπολογίζεται η διαφορά μεταξύ των δύο. Σε αυτόν τον αλγόριθμο η υπολογισμένη τιμή εξόδου συγκρίνεται με την πραγματική και τα βάρη, και οι επιλογές του δικτύου τροποποιούνται με βάση τα σφάλματα απ' όπου προέρχονται, έτσι ώστε στο τέλος κάθε επανάληψης, το μέγεθος του προκύπτοντος σφάλματος να είναι μικρότερο από το ποσό που αποκτήθηκε στην προηγούμενη επανάληψη (Rumelhart, Hinton and Williams, 1986). Για να παραχθεί η έξοδος ( $y$ ) σε ένα μαθηματικό μοντέλο τεχνητών νευρώνων, οι υπολογισμοί πρέπει να εκτελούνται με βάση την ακόλουθη σχέση:

$$y_j = \sum_{i=1}^n f(w_{ij}x_i) + b_j \quad (4.1)$$

Στην παραπάνω εξίσωση, το  $W_{ij}$  είναι ο συντελεστής βάρους του νευρώνα  $i$  που συνδέεται με τον νευρώνα  $j$  (όμοια με τα συνοπτικά βάρη στους φυσιολογικούς νευρώνες). Όπου  $n$  είναι ένας αριθμός εισόδων για κάθε νευρώνα του δικτύου και το  $b_j$  είναι ο φορέα πόλωσης για τον νευρώνα  $j$ . Το διάνυσμα προκατάληψης επιταχύνει τη διαδικασία εκμάθησης προσθέτοντας ένα σταθερό ποσό στο άθροισμα του προϊόντος των βαρών των διανυσμάτων εισόδου, όπου  $f$  εκφράζει τη συνάρτηση ενεργοποίησης σε αυτήν την εξίσωση. Το Νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται σε

αυτή τη μελέτη είναι ένα πολυστρωματικό Perceptron που έχει επεξεργαστεί σε αλγόριθμο σφάλματος Backpropagation που περιλαμβάνει ένα νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων τροφοδοσίας με διάταξη νευρώνων (5: 15: 2).

Η λογιστική παλινδρόμηση (LR) από την άλλη, είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος πολλαπλών μεταβλητών για τη μοντελοποίηση διχοτόμων αποτελεσμάτων. Είναι μια πολλαπλή ανάλυση που μπορεί να αντιμετωπίσει όλους τους παράγοντες πρόβλεψης ταυτόχρονα. Μια άλλη ιδέα που χρησιμοποιείται στο μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης είναι ο λόγος πιθανοτήτων. Ο όρος "πιθανότητες" ορίζεται διαφορετικά σύμφωνα με την υπό συζήτηση κατάσταση, αλλά είναι ο λόγος της πιθανότητας εμφάνισης ενός συμβάντος (Pi) σε αυτό της μη εμφάνισης (1-Pi). Ο λογάριθμος αυτής της αναλογίας υπολογίζεται με την ακόλουθη έκφραση. Αυτό το μοντέλο είναι επίσης γνωστό ως μοντέλο Logit (Mo'meni και Fa'al Qayyomi, 2007)

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \beta_i x_i \quad (4.2)$$

Το μοντέλο Λογιστικής Παλινδρόμησης έχει σχεδιαστεί για σκοπούς πρόβλεψης χρησιμοποιώντας λογιστική παλινδρόμηση, λογισμικό SPSS και πληροφορίες ετήσιων δεικτών t, t-1 και t-2 που σχετίζονται με 120 εταιρείες σε αυτό το θέμα. Η συνάρτηση εξαγωγής δίνεται στην επόμενη ενότητα.

## 4.2 Μελέτη Περίπτωσης

Η παρούσα μελέτη αποτελεί πειραματική έρευνα που βασίζεται σε έκδηλη προσέγγιση χρησιμοποιώντας τα ιστορικά δεδομένα για να αντλήσουμε καλύτερα αποτελέσματα. Η πτώχευση των κατασκευαστικών εταιρειών στην Αγορά Χρηματιστηρίου της Τεχεράνης έχει προβλεφθεί χρησιμοποιώντας τεχνητό νευρικό δίκτυο. Χρησιμοποιήθηκε επίσης η λογιστική παλινδρόμηση για την σύγκριση με το νευρωνικό δίκτυο. Ο πληθυσμός που μελετήθηκε σε αυτήν την έρευνα, των Ahmadpour, Seyyed Hasan Salehnezhad and Fatemeh Ebadi(2013) αποτελείται από κατασκευαστικές εταιρείες που είναι εισηγμένες στο Χρηματιστήριο της Τεχεράνης κατά την περίοδο από το 2002 έως το 2011 στο Ιράν(η περίοδος εννέα ετών έχει θεωρηθεί ως η καλύτερη λόγω των περιορισμένων δεδομένων του χρονικού διαστήματος μεταξύ προηγούμενων εκτελεστικών ερευνών στο Ιράν και τη μέση

αλλαγή των χρηματοοικονομικών δεικτών κατά την πολύ μακροπρόθεσμη περίοδο). Κατά συνέπεια, μια λίστα εταιρειών έχει προετοιμαστεί να μελετηθεί, συμπεριλαμβανομένων 54 πτωχεύσαντων που υπόκεινται στο άρθρο 141 του εμπορικού κώδικα. Θα πρέπει επίσης να σημειωθεί πως για την χρήση πληροφοριών που σχετίζονται με ένα και δύο χρόνια πριν από την πτώχευση για κάθε εταιρεία, απαιτήθηκε μελέτη κατά τις περιόδους από το 2000 έως το 2011. Αφού επιλέγησαν 54 πτωχέυσες εταιρείες, έπρεπε να θεωρηθεί ένας αριθμός μη πτωχευσουσών ως δεύτερη ομάδα. Για να γίνει αυτό, έγινε επιλογή χρησιμοποιώντας τη μέθοδο απαλοιφής (διαλογής) και τα ακόλουθα κριτήρια:

1. Προκειμένου να ομογενοποιηθεί το στατιστικό δείγμα κατά την περίοδο της έρευνας, θα έπρεπε να έχουν γίνει δεκτές στο χρηματιστήριο της Τεχεράνης πριν από το 2000 και να μην έχουν παραιτηθεί από το χρηματιστήριο μέχρι το τέλος του 2011.
2. Το οικονομικό έτος πρέπει να λήγει τον Μάρτιο για να αυξηθεί η συγκρισιμότητά τους.
3. Το οικονομικό έτος τους πρέπει να παραμείνει αμετάβλητο κατά την περίοδο έρευνας.
4. Δεν σχετίζονται με χρηματοοικονομικές εταιρείες ή εταιρείες επενδύσεων (όπως τράπεζες και ασφαλιστικά ιδρύματα).

Ως προς αυτό, επιλέχθηκαν για μελέτη 120 εταιρείες εισηγμένες στο Χρηματιστήριο της Τεχεράνης, σύμφωνα με τα παραπάνω κριτήρια. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται σε αυτήν τη μελέτη είναι οι εξής:

- Εξαρτημένη μεταβλητή: η πιθανότητα πτώχευσης μιας εταιρείας.
- Ανεξάρτητες μεταβλητές: οι χρηματοοικονομικοί δείκτες, όπως:
  1. Δείκτης κυκλοφοριακής ρευστότητας, που δείχνει το ποσοστό των κυκλοφορούντων περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης σε σχέση με τις τρέχουσες υποχρεώσεις της.
  2. Δείκτης άμεσης ρευστότητας, που είναι ο λόγος του αθροίσματος μετρητών και ισοδύναμων μετρητών, εμπορεύσιμων τίτλων και λογαριασμών εισπρακτέων στις τρέχουσες υποχρεώσεις μιας επιχείρησης. Μετρά την ικανότητα μιας εταιρείας να χρησιμοποιεί σχεδόν τα μετρητά της ή γρήγορα περιουσιακά στοιχεία για την κατάργηση ή τη διακοπή των τρεχουσών υποχρεώσεών της άμεσα.
  3. Ο δείκτης απόδοσης επί του ενεργητικού (ROA), που είναι ο λόγος του καθαρού εισοδήματος προς το σύνολο του ενεργητικού, μετρά τη αποτελεσματικότητα της εταιρείας στην ανάπτυξη των περιουσιακών της στοιχείων για τη δημιουργία κερδών.
  4. Ο δείκτης χρέους, ο οποίος ορίζεται ως ο λόγος του συνολικού χρέους προς το σύνολο των περιουσιακών στοιχείων.
  5. Ο δείκτης του κεφαλαίου κίνησης προς το σύνολο του ενεργητικού, το καθαρό κεφάλαιο κίνησης υπολογίζεται ως το κυκλοφορούν ενεργητικό μείον τις απαιτητές υποχρεώσεις.

Τα λογισμικά SPSS και Matlab έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση των δεδομένων.

#### 4.2.1 Πρόβλεψη Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου και Λογιστικής Παλινδρόμησης

Η διαδικασία εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων, όπως περιγράφηκε προηγουμένως, υλοποιείται σε περιβάλλον MATLAB. Η πτώχευση της εταιρίας και η κατάσταση υγείας της, με άλλα λόγια, έχει προβλεφθεί βάσει χρηματοοικονομικών δεικτών σε τρία έτη. Αξίζει να αναφερθεί ότι, οι 84 εταιρείες μεταξύ των 120 εταιρειών έχουν επιλεγεί σε αυτή τη μελέτη να εκπαιδευτούν ως νευρωνικά δίκτυα.

Το μοντέλο του νευρικού δικτύου μπορεί να προβλέψει με μεγαλύτερη ακρίβεια την πτώχευση ή την κατάσταση της εταιρείας σε σχέση με τις άλλες μεθόδους, έτσι ώστε η διαδικασία πρόβλεψης να μπορεί να γίνει σε βάση ενός έτους με ακρίβεια ίση με 94,2% (τοις εκατό). Αυτό δείχνει ότι το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου έχει τοποθετήσει 51 εταιρείες στη σωστή κατηγορία από τον αριθμό των 54 πτωχέυσαντων και ότι μόνο τρεις από αυτές έχουν τοποθετηθεί ακατάλληλα. Από τις 66 εταιρείες που δεν έχουν χρεοκοπήσει, 62 από αυτές έχουν τοποθετηθεί στη σωστή κατηγορία. Ομοίως, υπήρχε 90,8% (τοις εκατό) και 85% (τοις εκατό) ακρίβεια πρόβλεψης σύμφωνα με δεδομένα που προέρχονται από ένα και δύο χρόνια πριν, αντίστοιχα.

Το κατάλληλο μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης έχει χρησιμοποιηθεί σε αυτήν την ενότητα για να προβλέψει την αποτυχία των επιχειρήσεων σε κάθε έτος της μελέτης. Κατά συνέπεια, τα αποτελέσματα της τοποθέτησης μοντέλου μπορούν να δείξουν τη σωστή επιλογή αυτών των μοντέλων κατά τη διάρκεια των ετών μελέτης.

Όπως φαίνεται από τα αποτελέσματα της παλινδρόμησης, υπάρχει μια σημαντική σχέση μεταξύ όλων των μεταβλητών και της πιθανότητα πτώχευσης έτσι ώστε όλες οι μεταβλητές να παρουσιάζουν σημαντική επίδραση σε αυτό το επίπεδο σφάλματος. Τα μοντέλα παλινδρόμησης μπορούν να συμβολιστούν, κατά τη διάρκεια αυτών των δύο ετών, ως εξής:

Το μοντέλο παλινδρόμησης για το έτος t-1:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4.081V_1 - 13.116V_2 - 8.321V_3 + 14.873V_4 + 12.021V_5 + \varepsilon \quad (4.3)$$

Το μοντέλο παλινδρόμησης για το έτος t-2:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4.809W_1 - 15.218W_2 - 7.820W_3 + 15.967W_4 + 12.874W_5 + \varepsilon \quad (4.4)$$

Το μοντέλο παλινδρόμησης για το έτος t:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4.198V_1 - 11.176V_2 - 9.249V_3 + 16.353V_4 + 13.088V_5 + \varepsilon \quad (4.5)$$

,όπου το p είναι ίσο με την πιθανότητα πτώχευσης των επιχειρήσεων και το ε είναι η στοχαστική ή τυχαία διαταραχή, σύμφωνα με τα παραπάνω μοντέλα.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

# ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ, ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΚΑΙ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

### 5.1 Συμπεράσματα

Οι οικονομικοί διαχειριστές χρειάζονται όντως διαφορετικά αποτελεσματικά μοντέλα για να προβλέψουν την κατάσταση της εταιρείας κατά τη διάρκεια λήψης αποφάσεων, ειδικά όταν φαίνεται κριτική. Ένα από αυτά τα μοντέλα είναι το μοντέλο πρόβλεψης πτώχευσης, που είναι ένα από τα πιο σημαντικά ζητήματα στη λήψη χρηματοοικονομικών αποφάσεων. Αυτό το μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αύξηση της ικανότητας οικονομικής διαχείρισης, για την αντιμετώπιση των προβλημάτων πτώχευσης.

Κύριος σκοπός ήταν η διερεύνηση της ακρίβειας της πρόβλεψης της πτώχευσης χρησιμοποιώντας ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY έναντι ML λογιστικής παλινδρόμησης. Το σύνολο δεδομένων για τη μελέτη ήταν ένα δείγμα 24 μη χρηματοοικονομικών εταιριών των ΗΠΑ που οδήγησαν σε πτώχευση κατά την περίοδο 2008-2009 και δείγμα 48 μη χρηματοοικονομικών εταιριών ΗΠΑ που δεν οδήγησαν σε πτώχευση το 2008-2009. Χρησιμοποιώντας δεδομένα χρηματοοικονομικών δεικτών από το 2006 και το 2007, σχεδιάστηκε ένα τριπλό σύστημα πολλαπλής επικύρωσης για τη σύγκριση της σωστής ταξινόμησης και της πρόβλεψης της πτώχευσης εταιριών με ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση (BY) και ML λογιστική παλινδρόμηση.

Με τα δεδομένα του 2006 και του 2007, η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY βελτίωσε τόσο την ταξινόμηση των πτωχευσουσών εταιριών στο σύνολο κατάρτισης όσο και την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών στο σύνολο των δοκιμών. Στα δεδομένα του 2006, η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση (BY) βελτίωσε την πρόβλεψη της

πτώχευσης των εταιριών έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης ML από 16,7% σε 29,2% σωστή. Η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση βελτίωσε την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών στο δείγμα των δεδομένων του 2007 έναντι της λογιστικής παλινδρόμησης ML από 12,5% στο 33,3% σωστό. Σε μια συνολική βάση ταξινόμησης και πρόβλεψης, η BY ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση ήταν ανώτερη από τη λογιστική παλινδρόμηση ML. Ενώ υπάρχουν πιο εξελιγμένα μοντέλα πτώχευσης λογιστικής παλινδρόμησης από τα μοντέλα του Altman(1968) χρηματοοικονομικής αναλογίας που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση της ταξινόμησης, το κύριο σημείο είναι ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση είναι από τις καλύτερες στατιστικές τεχνικές για την ταξινόμηση και την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών για ένα συγκεκριμένο μοντέλο.

Σε μια εκτός δείγματος μελέτη περίπτωσης για την αποτυγχάνουσα τράπεζα επενδύσεων Lehman Brothers, η λογιστική παλινδρόμηση ML δεν προβλέπει ποτέ πτώχευση ούτε με τα δεδομένα του 2006 ούτε με του 2007. Ωστόσο, η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY κατάφερε να προβλέψει την πτώχευση για τους Lehman Brothers.

Μια ανασκόπηση των εκτιμώμενων συντελεστών από την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY έδειξε ότι βελτιώθηκε η ταξινόμηση και η πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών, όταν οι εκτιμώμενοι συντελεστές από την ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY ήταν σημαντικά διαφορετικοί από τους συντελεστές που εκτιμήθηκαν από τη λογιστική παλινδρόμηση ML. Εφόσον η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση BY είναι ισχυρή στην παρουσία των ακραίων τιμών, δείξαμε στοιχεία ότι η BY ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση βελτιώνεται στην ML λογιστική παλινδρόμηση όταν υπάρχουν ακραίες τιμές στο δείγμα.

Η ανάλυση μας υποδεικνύει ότι εάν η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση (BY) αλλάζει σημαντικά τους εκτιμώμενους συντελεστές παλινδρόμησης από την λογιστική παλινδρόμηση ML, μετά η ισχυρή μέθοδος λογιστικής παλινδρόμησης μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τη ταξινόμηση και πρόβλεψη πτώχευσης εταιριών. Στη χειρότερη περίπτωση, η BY ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση δεν κάνει αλλαγές στους εκτιμώμενους συντελεστές παλινδρόμησης και έχει τα ίδια αποτελέσματα ταξινόμησης και πρόβλεψης με τη λογιστική παλινδρόμηση ML. Αυτό είναι ισχυρή απόδειξη ότι η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί ως έλεγχος αντοχής στη λογιστική παλινδρόμηση ML. Εάν υπάρχει διαφορά, θα πρέπει η ισχυρή λογιστική παλινδρόμηση να χρησιμοποιηθεί ως η κύρια για ταξινόμηση των πτωχευσουσών εταιριών.

Από τα αποτελέσματα των πινάκων μπορούμε να πούμε ότι η μέθοδος του νευρωνικού δικτύου έχει μεγαλύτερη ακρίβεια από αυτήν της λογιστικής παλινδρόμησης. Για παράδειγμα, με βάση το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης, η

πρόβλεψη των τιμών της πιθανότητας πτώχευσης είναι 87,9% και 90,7% αντίστοιχα για μη πτωχέυσες και πτωχέυσες εταιρείες σε ένα έτος πριν από την πτώχευση (και συνολικά 89,2 τοις εκατό και για τους δύο), ενώ αυτές οι τιμές είναι πιο ακριβείς στο νευρωνικό μοντέλο δικτύου. Σε αυτό το μοντέλο σε σύγκριση με αυτό της παλινδρόμησης, οι εταιρείες που έχουν πτωχέυσει και δεν έχουν χρεοκοπήσει έχουν προβλεφθεί με 90,9% και 90,7% αντίστοιχα, γεγονός που δείχνει ότι κάθε εταιρεία έχει τοποθετηθεί σε σωστή τάξη με υψηλή ακρίβεια.

Αξίζει να σημειωθεί ότι, σύμφωνα με τα αποτελέσματα που προβλέπονται από τις δύο μεθόδους (λογιστικής παλινδρόμησης και νευρωνικών δικτύων), ιδίως αυτής του νευρικού δικτύου, το σφάλμα τύπου I είναι μικρότερο από το σφάλμα τύπου II. Με άλλα λόγια, το σχεδιαζόμενο μοντέλο έχει ξεχωρίσει τις πτωχέυσες εταιρείες από τις μη πτωχέυσες, με υψηλή ακρίβεια ως προς αυτό. Η αναγκαιότητα μείωσης του σφάλματος τύπου I είναι μεγαλύτερη από αυτή του σφάλματος τύπου II, ανάλογα με τον τύπο μελέτης και την ανάγκη αναγνώρισης της χρεοκοπίας εταιρειών πριν από την έναρξη της πτώχευσης. Λαμβάνουμε υπόψη, λοιπόν, ότι ένα σφάλμα τύπου I παρουσιάζεται όταν το μοντέλο τοποθετεί μια εταιρεία σε μια ομάδα πτώχευσης όταν είναι πραγματικά μη πτωχέυσιμη και ένα σφάλμα τύπου II παρουσιάζεται όταν το μοντέλο τοποθετεί μια εταιρεία σε μια ομάδα που δεν είναι πτωχέυσιμη όταν είναι πραγματικά σε κατάσταση πτώχευσης.

## 5.2 Περιορισμοί και Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

Στην παρούσα μελέτη, αυτομάτως τίθενται ορισμένοι περιορισμοί. Το πρόβλημα που υπήρξε και ήταν σίγουρα καθοριστικό στη διαδικασία της ανάλυσης, ήταν ο μικρός αριθμός του δείγματος των πτωχέυσαντων εταιρειών, που αποτέλεσαν το σύνολο των επιχειρήσεων που διέκοψαν τη λειτουργία τους (διπλάσιος ο αριθμός των μη πτωχέυσαντων εταιρειών). Επίσης, αν και τα μοντέλα πρόβλεψης χρησιμοποιούνται συχνά για την κατανόηση και την έγκαιρη προειδοποίηση του κινδύνου, δεν εγγυώνται μια άψογη διχοτόμηση. Γι' αυτό το λόγο είναι σημαντικό να γίνονται και αναλύσεις που δε βασίζονται αποκλειστικά σε ποσοτικές μεθόδους, οι οποίες μπορεί να προέρχονται από το management και κυρίως από τον εσωτερικό έλεγχο. Με τον εσωτερικό έλεγχο προστατεύεται η λογιστική απεικόνιση των χρηματοοικονομικών καταστάσεων, η ορθή λειτουργία της επιχείρησης και προλαμβάνονται τυχόν σφάλματα που θα μπορούσαν να προκύψουν. Η έγκαιρη προειδοποίηση κατά του κινδύνου πτώχευσης μπορεί να επιτευχθεί από τις αναφορές κατά τον εσωτερικό έλεγχο, συνεισφέροντας σημαντικά στην αποφυγή μιας πιθανότητας πτώχευσης της επιχείρησης.

Σε ότι αφορά τις προτάσεις για μελλοντική έρευνα, τα δεδομένα που αντλήθηκαν αποτελούν εξαιρετικό σύνολο οικονομικών δεδομένων που με τα χρόνια θα

εμπλουτίζεται και θα μπορεί να αποτελέσει πολύ σημαντικό εργαλείο σε κάθε ερευνητή που θα ήθελε να μελετήσει περαιτέρω τη βιωσιμότητα βιομηχανικών επιχειρήσεων. Επιπλέον μοντέλα κατηγοριοποίησης, πιο σύγχρονα και πιο εξελιγμένα , όπως τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν και να διερευνηθεί περαιτέρω η προβλεπτική ικανότητα επιχειρήσεων στην ανίχνευση ενδείξεων πιστωτικού κινδύνου που μπορεί να ελλοχεύει στην οικονομική δραστηριότητα επιχειρήσεων γενικότερα στο σύνολο των βιομηχανιών.

## **ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

1. Hauck W.W. & Donner A. (1977). Wald's test as applied to hypotheses in logit analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 72, 851-853 p.
2. Hosmer D.W. & Lemeshow S. (2000). *Applied Logistic Regression*. 2nd ed. John Wiley & Sons, N. Jersey, 373 p.
3. McCullagh P. & Nelder J.A. (1989). *Generalized Linear Models*. 2nd ed. Chapman & Hall, London, 511 p.
4. Long J.C. & Freese J. (2014). *Regression Models for Categorical Dependent Variables Using Stata*, 3rd ed. College Station: Stata Press, 589 p.
5. Hosmer D.W. & Lemeshow S. (2000). *Applied Logistic Regression*. 2nd ed. John Wiley & Sons, N. Jersey, 373 p.
6. Long J.C. & Freese J. (2014). *Regression Models for Categorical Dependent Variables Using Stata*, 3rd ed. College Station: Stata Press, 589 p.
7. Altman, E. (1968), "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", *The Journal of Finance* 23(4), 589-609 p.
8. Altman E. (1984), "The success of business failure prediction models". *Journal of banking and finance*, 171-198 p.
9. Altman E. (1993), "Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminate analysis and neural networks (the Italian experience)". *Journal of banking and finance*, 505-529 p.

10. Altman E. (1968). Financial ratios, Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*. 4 (September), 54-89 p.
11. Beaver. W. H (1966). Financial ratios as predictors of bankruptcy. *Journal of Accounting Research* 4, 71-111 p.
12. Charalambous, C., Charitou, A., & Kaourou, F. (2000). Comparative analysis of artificial neural network models: Application in bankruptcy prediction. *Annals of operations research*, 99(1-4), 403-425 p.
13. Odom, M. and Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction, *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks*, 163–168 p.
14. Rahimpour, A., Ansari, A. and Alinezhad Sarokolaie, M. (2012). A Comparative Study of Bankruptcy Prediction Models of Fulmer and Springate in Accepted Companies in Tehran Stock Exchange. *Caspian Journal of Applied Sciences Research*, 1(13), 76-81 p.
15. Rezaiedolatabadi, H. et al. (2013). Modeling and Forecasting Stock Prices Using an Artificial Neural Network and Imperialist Competitive Algorithm. *Neural networks, International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences*, 3(1), 296-302 p.
16. Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure, empirical research in accounting, selected studies 1966. *Journal of Accounting Research* 4, 71-111 p.
17. Bianco, A. M. and Martinez, E. (2009). Robust testing in the logistic regression model. *Computational Statistics and Data Analysis* 53, 4095-4105 p.
18. Bianco, A. M. and Yohai, V. J. (1996). Robust Estimation in the Logistic Model, in *Robust Statistics, Data Analysis, and Computer Intensive Methods*, 17-34 p.; *Lecture Notes in Statistics* 109 p., Ed. H. Rieder, Springer Verlag, New York

19. Chava, S. and Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance* 8, 537-569 p.
  
20. Croux, C. and Haesbroeck, G. (2003). Implementing the Bianco and Yohai estimator for Logistic Regression. *Computing Statistical and Data Analysis* 44, 273-295 p.
  
21. Richard P. Hauser and D. Booth (2011). Predicting Bankruptcy with Robust Logistic Regression. *Journal of Data Science* 9,565-584
  
22. Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E. and Indro, D. C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: general framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research* 116, 16-32.
  
23. J.S. Cramer (2002). ‘‘The Origin of Logistic Regression’’, Faculty of Economics
  
24. Ohlson J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1).
  
25. David W. Hosmer, Jr., Stanley Lemeshow, Rodney X. Sturdivant (2013) *Applied Logistic Regression Third Edition*, Wiley
  
26. Richard P. Hauser and David Booth, Predicting Bankruptcy with Robust Logistic Regression, *Journal of Data Science* 9(2011), p.565-584
  
27. Ξενή Μαρία (2012), Λογιστική Παλινδρόμηση & Διαχωριστική Ανάλυση, Διπλωματική εργασία, Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα σπουδών «Μαθηματικά των υπολογιστών και των αποφάσεων» του τμήματος Μαθηματικών, Πανεπιστήμιο Πατρών
  
28. Καρλής Δημήτρης (2005) Πολυμεταβλητή Στατιστική Ανάλυση, Εκδόσεις Αθ. Σταμούλη, Αθήνα
  
29. *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences* Vol. 3 (4), pp. 146–152, © 2013 HRMARS

30. Τσακλάγκανος, Α.Α.(2007), Εισαγωγή στην οικονομική των επιχειρήσεων, Θεσσαλονίκη, 2 η έκδοση, εκδόσεις Αδελφών Κυριακίδη ΑΕ.
31. Μαλανδράκης Ι.(2008) ‘Ένα βασικό – στατιστικό – υπόδειγμα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου’.
32. Scott Menard (2009) Logistic Regression, From Introductory to Advanced Concepts and Applications.
33. David W. Hosmer and S. Lemeshow (2001), Applied Logistic Regression Second Edition