



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ
ΣΠΟΥΔΩΝ «ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ
ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ
ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ**

ΠΑΠΑΔΟΠΟΥΛΟΥ ΜΑΡΙΑ ΧΡΙΣΤΙΝΑ

A.M. 03203263

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ

Δουλάμης Νικόλαος – Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Οκτώβριος 2023

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης μέσα σε ένα οικονομικό περιβάλλον που μεταβάλλεται συνεχώς αποτελεί ένα θέμα μέγιστης σημασίας για όλους φορείς που την αποτελούν, όπως επενδυτές, προμηθευτές, πελάτες, εργαζομένους αλλά και γενικά για ολόκληρη την κοινωνία. Η παρούσα έρευνα ξεκινάει με την μελέτη της έννοιας της πτώχευσης των επιχειρήσεων και στην συνέχεια γίνεται ανάλυση των μοντέλων πρόβλεψης που εφαρμόζονται τα τελευταία χρόνια σε παρόμοιες μελέτες. Σε αυτή την έρευνα εφαρμόζονται τα μοντέλα της λογιστικής παλινδρόμησης (logistic regression), των δέντρων απόφασης (decision tree) και του πολυστρωματικού δικτύου Perceptron (multi-layer Perceptron ή MLP) με τη χρήση χρηματοοικονομικών δεικτών και μετρικών αξιολόγησης, με στόχο την εύρεση του καλύτερου δυνατού μοντέλου ταξινόμησης, το οποίο θα εντοπίζει τις εταιρείες που θα χρεοκοπήσουν. Το δείγμα που χρησιμοποιείται αποτελείται από 10.716 ελληνικές επιχειρήσεις του εμπορικού τομέα, για την περίοδο 2006-2009.

Στο τέλος της έρευνας, αφού αναλύονται τα αποτελέσματα που μας δίνουν τα μοντέλα με τις αρχικά επιλεγμένες υπερ παραμέτρους γίνεται διάκριση του πιο αποτελεσματικού μοντέλου εκ των τριών και προτείνονται περαιτέρω ενέργειες και βήματα.

Λέξεις-Κλειδιά: Εταιρική πτώχευση, χρεοκοπία, μοντέλα πρόβλεψης πτώχευσης, χρηματοοικονομικοί δείκτες, αλγόριθμοι μάθησης, ταξινόμηση.

ABSTRACT

The prediction of corporate bankruptcy in a constantly changing economic environment is a matter of utmost importance for all the actors involved, such as investors, suppliers, customers, employees, but also for the whole society in general.

This research begins with the study of the concept of business bankruptcy and then analyzes the prediction models applied in recent years in similar studies. In this research, the models of: logistic regression, decision trees and the multi-layer Perceptron network (multi-layer Perceptron or MLP) are applied using financial indicators and evaluation metrics, with the aim of finding the best possible classification model, which will identify the companies that will go bankrupt. The sample used consists of 10,716 Greek businesses in the commercial sector, for the period 2006-2009.

At the end of the research, after analyzing the results given by the models with the initially selected hyper parameters, the most effective model out of the three is distinguished and further actions and steps are proposed.

Key words: Corporate bankruptcy, failure, bankruptcy prediction models, financial indicators, learning algorithms, classification.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	6
1.1. Σημασία του θέματος.....	6
1.2. Σκοπός και χρησιμότητα της μελέτης.....	7
1.3. Σχετικές Μελέτες - Επισκόπηση προηγούμενων ερευνών.....	7
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2. ΕΝΝΟΙΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ.....	10
2.1. Η έννοια της πτώχευσης.....	10
2.2. Έννοιες από άλλους ερευνητές & διάκριση πτώχευσης – χρεοκοπίας.....	11
2.3. Νομική διάσταση πτώχευσης.....	12
2.4. Πτωχευτικός Κώδικας.....	13
2.5. Αίτια πτώχευσης.....	13
2.6. Η πτώχευση στην Ελλάδα.....	17
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ.....	19
3.1. Στατιστικές Τεχνικές.....	19
3.1.1 Μονομεταβλητή ανάλυση (Univariate Analysis).....	20
3.1.2 Υπόδειγμα Δείκτη Κινδύνου (Risk index model).....	20
3.1.3. Υπόδειγμα Διακριτικής Ανάλυσης (Πολυμεταβλητή Ανάλυση).....	21
3.1.3.1 Υπόδειγμα Γραμμικής Διακριτικής Ανάλυσης (Linear Discriminant Analysis –LDA).....	22
3.1.4. Υπόδειγμα Γραμμικής Παλινδρόμησης (Linear Regression – Probability Model).....	23
3.1.5. Λογαριθμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Logit Model ή Logistic Regression).....	24
3.1.6 Κανονικό Υπόδειγμα Πιθανότητας.....	25
3.1.7. Υπόδειγμα Επιβίωσης.....	26
3.2. Ευφυή Υποδείγματα Πρόβλεψης.....	26
3.2.1. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks).....	27
3.2.2. Δέντρα Αποφάσεων ή Δέντρα Ταξινόμησης (Decision Trees or Classification Trees).....	29
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4. ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ.....	31
4.1. Η χρήση και η επιλογή των Χρηματοοικονομικών δεικτών (αριθμοδεικτών) στην πρόβλεψη της χρεοκοπίας.....	31
4.2. Χρηματοοικονομικοί Δείκτες.....	33
4.2.1. Δείκτες Αποτελεσματικότητας Διαχείρισης.....	33
4.2.2. Δείκτες Κερδοφορίας.....	33
4.2.3 Δείκτες Φερεγγυότητας.....	34

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.ΕΠΙΛΟΓΗ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΠΡΑΚΤΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ.....	35
5.1. Επιλογή δείγματος	35
5.2 Μοντέλα Πρόβλεψης της μελέτης.....	36
5.3. Περιγραφή του πειράματος και του κώδικα	38
5.3.1. Μετρικές αξιολόγησης ταξινόμητων (Classification Metrics)	38
5.3.2. Μήτρα σύγχυσης (Confusion Matrix).....	40
5.4. Κανονικοποίηση (Normalization) και MinMax Κλίμακα (MinMaxScaler).....	41
5.5. Επεξήγηση διαδικασίας δημιουργίας δεδομένων Training & Testing.	41
5.6. Επεξήγηση διαδικασίας εκπαίδευσης.....	42
5.7. Επεξήγηση Αποτελεσμάτων Ταξινόμησης	43
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ ΚΑΙ ΕΠΟΜΕΝΑ ΒΗΜΑΤΑ.....	44
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	46
7.1. ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	46
7.2. ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	46

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Οι οικονομικοί δείκτες της μελέτης.....	33
Πίνακας 2: Χρηματοοικονομικοί δείκτες ανά έτος και κατηγορία.....	36
Πίνακας 3: Ο αριθμός των επιχειρήσεων ανά έτος και κατηγορία.....	38
Πίνακας 4: Αποτελέσματα ακρίβειας ταξινόμησης ανά ταξινομητή (classifier).....	45

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 1 : Η πορεία προς την πτώχευση.....	16
Διάγραμμα 2: Η διαχρονική εξέλιξη των πτωχεύσεων στην Ελλάδα για την περίοδο 1973-2016...18	

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Τεχνητό νευρωνικό Δίκτυο.....	29
Εικόνα 2: Decision Trees.....	31

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1. Σημασία του θέματος

Η εμφάνιση της οικονομικής κρίσης έχει σοβαρό αντίκτυπο στην λειτουργία όλων των επιχειρήσεων και έχει μεταβάλλει τις συνθήκες της αγοράς. Η συνεχόμενη αλλαγή του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο δραστηριοποιούνται οι επιχειρήσεις έχει ως αποτέλεσμα την συνεχή προσπάθειά τους για να παραμείνουν υγιής.

Πολλές εταιρείες μειώνουν τις επενδύσεις και τα κόστη λειτουργίας τους, σχεδιάζουν νέες λειτουργικές δραστηριότητες και δοκιμάζουν διαφορετικές επιχειρηματικές στρατηγικές.

Η σταδιακή επιδείνωση της οικονομίας έχει ως αποτέλεσμα την μείωση της ζήτησης των αγαθών και υπηρεσιών, την αύξηση των ανισοτήτων μεταξύ των κοινωνικών ομάδων, μειώνοντας ταυτόχρονα την αγοραστική δύναμη των πολιτών και γενικότερα επηρεάζοντας τον τζίρο στην αγορά.

Στον απόηχο της κρίσης του 2008, οι καθοδικές πιέσεις στην ελληνική οικονομία και η κακή δημοσιονομική διαχείριση οδήγησαν σε διαρθρωτική αλλαγή στις χρηματιστηριακές επιδόσεις και άλλαξαν ριζικά τον τρόπο με τον οποίο επενδυτές, ντόπιοι και ξένοι βλέπουν την εξέλιξη της ελληνικής οικονομίας. (Papanastasopoulos et al., 2016).

Όπως είναι λοιπόν φανερό, η βιωσιμότητα των επιχειρήσεων και γενικά η ομαλή λειτουργία του δημοσιονομικού περιβάλλοντος απειλούνται από την κρίση και τις επιπτώσεις αυτής, ανεξάρτητα από το μέγεθος, τον κλάδο, ή την τοποθεσία της επιχείρησης.

Με βάση όλα τα παραπάνω, κρίνεται η ανάγκη για την ύπαρξη λειτουργικών μοντέλων πρόβλεψης με σκοπό την έγκαιρη αποφυγή πτώχευσης μιας επιχείρησης καθώς και των επιπτώσεων που απορρέουν από αυτήν.

1.2. Σκοπός και χρησιμότητα της μελέτης

Σκοπός της μελέτης είναι ο προσδιορισμός της έννοιας της πτώχευσης και η διερεύνηση της δυνατότητας πρόβλεψης της πτώχευσης επιχειρήσεων μέσω της χρήσης διάφορων μεθόδων που χρησιμοποιούνται από οικονομικούς αναλυτές με σκοπό την ανάδειξη αυτών με την υψηλότερη αποτελεσματικότητα και ακρίβεια. Στην συνέχεια, θα παρουσιασθεί η εφαρμογή των μοντέλων έχουν επιλεγθεί για την παρούσα εργασία τα οποία είναι: η λογιστική παλινδρόμηση (logistic regression), τα δέντρα απόφασης (decision tree) και το πολυστρωματικό δίκτυο Perceptron (multi-layer Perceptron ή MLP), και θα γίνει ανάλυση της διαδικασίας που ακολουθούν. Για την έρευνα χρησιμοποιείται ένα δείγμα ελληνικών εταιρειών, το οποίο χαρακτηρίζεται από ομοιογενείς ιδιότητες και χαρακτηριστικά. Τα χαρακτηριστικά του δείγματος των εταιρειών που χρησιμοποιούνται περιγράφονται μέσα από τους χρηματοοικονομικούς δείκτες.

1.3. Σχετικές Μελέτες - Επισκόπηση προηγούμενων ερευνών

Η πρώτη έρευνα που άνοιξε τον δρόμο για την ανάλυση των χρηματοοικονομικών δεικτών, ήταν αυτή του Alexander Wall το 1919. Με την χρήση επτά διαφορετικών αριθμοδεικτών από ένα σύνολο 981 επιχειρήσεων χωρισμένες ανά κλάδο, ανέδειξε ότι δημιουργούνται μεγάλες αποκλίσεις μεταξύ επιχειρήσεων και γεωγραφικών περιοχών.

Την χρονική περίοδο 1930-1966 οι μελέτες που δημοσιεύθηκαν με σκοπό την εταιρική πτώχευση, έδωσαν την προσοχή τους την ανάλυση των χρηματοοικονομικών δεικτών, στην σύγκρισή αυτών μεταξύ πτωχευμένων και μη πτωχευμένων επιχειρήσεων και στην επεξήγηση της συμπεριφοράς των επιχειρήσεων που έχουν κηρύξει πτώχευση.

Με την πορεία αυτή της μελέτης των μονομεταβλητών υποδειγμάτων δημιουργήθηκε η βάση για την ανάπτυξη και ανάλυση πολυμεταβλητών μοντέλων για την πρόβλεψη της πτώχευσης. Η άνθιση των μοντέλων της πολυμεταβλητής διακρίσεως το 1970 έγινε με την εμφάνιση της μελέτης του Edward Altman το 1968.

Από το 1980 έκαναν την εμφάνισή τους τα υποδείγματα πιθανότητας υπό συνθήκη όπως το λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας, το υπόδειγμα γραμμικής παλινδρόμησης και το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας. Στην δεκαετία του 1990 και μετά, με την εξέλιξη της της

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

τεχνολογίας και των ηλεκτρονικών υπολογιστών δόθηκε το έναυσμα για την ανάπτυξη υποδειγμάτων τεχνικής νοημοσύνης.

Μία από τις πρώτες έρευνες που μελέτησε το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας (logit) για την πρόβλεψη πτώχευσης των τραπεζικών ιδρυμάτων ήταν αυτή του Martin (1977). Σε ένα δείγμα από 58 αμερικάνικες τράπεζες που έχουν πτωχέψει χρησιμοποίησε 25 χρηματοοικονομικούς δείκτες που υπάγονται στις κατηγορίες ρευστότητας, αποδοτικότητας, κεφαλαιακής επάρκειας και κινδύνου περιουσιακών στοιχείων. Μαζί με την logit ανάλυση ανέπτυξε το γραμμικό και το τετραγωνικό υπόδειγμα διάκρισης.

Ένας ερευνητής που εφάρμοσε το υπόδειγμα λογαριθμικής πιθανότητας και διακριτικής ανάλυσης ήταν ο Lo W. Andrew (1986). Χρησιμοποίησε 38 πτωχευμένες και μη πτωχευμένες επιχειρήσεις από διάφορους αμερικανικούς κλάδους και με την εφαρμογή χρηματοοικονομικών δεικτών ανέπτυξε την ικανότητα πρόβλεψής τους ένα έτος πριν την πτώχευση. Με βάση τα παραπάνω, κατέληξε ότι το υπόδειγμα λογαριθμικής πιθανότητας διαθέτει καλύτερη και μεγαλύτερη προβλεπτική ισχύ αντί αυτού της διακριτικής ανάλυσης.

Από τους πρώτους ερευνητές που μελέτησαν την τεχνική των νευρωνικών δικτύων ήταν οι Odom M. D. και Sharda R (1990). Στην μελέτη αυτή, χρησιμοποίησαν αρχικά ένα δείγμα εκπαίδευσης και ένα δείγμα επικύρωσης και κατέληξαν ότι τα ποσοστά επιτυχίας των νευρωνικών δικτύων είναι υψηλότερα από αυτά του μοντέλου της διακριτικής ανάλυσης.

Από την άλλη πλευρά, και οι ερευνητές Tam Yan και Kiang Melody (1992) χρησιμοποίησαν το υπόδειγμα των νευρωνικών δικτύων για ένα δείγμα από 59 τράπεζες που έχουν δηλώσει πτώχευση και 59 μη πτωχευμένες, και πήραν ως κριτήρια τον αριθμό των τραπεζών, το μέγεθός τους και την χρόνο λειτουργίας τους. Με βάση τα παραπάνω προχώρησαν σε σύγκριση των αποτελεσμάτων των νευρωνικών δικτύων με αυτά της λογαριθμικής πιθανότητας και της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης.

Χρησιμοποιώντας το υπόδειγμα Logit και τα νευρωνικά δίκτυα σε ένα δείγμα 51 ζευγών από επιχειρήσεις πτωχευμένες και μη πτωχευμένες του βιομηχανικού κλάδου της Αγγλίας, οι ερευνητές Charitou A., Neophytou E και Charalambous C. (2004), μελέτησαν την εταιρική χρεοκοπία για την περίοδο 1988-1997. Στην μελέτη τους δημιούργησαν ένα υπόδειγμα με τρεις οικονομικούς δείκτες αναφορικά με την κερδοφορία, την εταιρική μόχλευση και τις ταμειακές ροές. Οι τρεις δείκτες που κατέληξαν ήταν οι εξής:

- Κέρδη προ φόρων και τόκων προς τις συνολικές υποχρεώσεις
- Σύνολο υποχρεώσεων προς σύνολο ενεργητικού
- Ταμειακές ροές προς σύνολο υποχρεώσεων

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Μια πολύ ακόμη ενδιαφέρον μελέτη πάνω στην οποία ερευνήθηκε η αποδοτικότητα των «μηχανών μάθησης» με τη χρήση αλγορίθμων εκπαίδευσης για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας είναι αυτή των Kotsiantis S., E. Koumanakos, D. Tzelepis και V. Tampakas (2006). Στην έρευνα αυτή χρησιμοποιήθηκαν 21 ανεξάρτητες μεταβλητές σε ένα δείγμα 150 επιχειρήσεων (από τις οποίες οι 50 ήταν πτώχευμένες) της περιόδου 2003-2004 και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι με την κατάλληλη χρήση αλγορίθμων εκπαίδευσης είναι δυνατή η ικανή πρόβλεψη της εταιρικής χρεοκοπίας.

Το 2009, εξετάστηκε η υπόθεση από τους Gerantonis, Vergos και Christopoulos, εάν είναι εφικτό να εφαρμοσθεί το υπόδειγμα z-score (Altman 1968) σε ελληνικές επιχειρήσεις εισηγμένες στο χρηματιστήριο. Με τη χρήση του εν λόγω μοντέλου αποδείχθηκε ότι μπορεί να υπάρξει έγκαιρη προειδοποίηση μιας επιχείρησης που έχει άσχημη πορεία και οδεύει σε πτώχευση ακόμα και δύο χρόνια πριν συμβεί η πτώχευση.

Το 2011, εφαρμόστηκε μια έρευνα από τους Kosmidis, Venetaki, Stavropoulos και Terzidis σε ένα δείγμα 54 ελληνικών επιχειρήσεων. Χρησιμοποίησαν αριθμοδείκτες από τα οικονομικά στοιχεία των επιχειρήσεων ως ανεξάρτητες μεταβλητές και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι το λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας έχει περισσότερες πιθανότητες επιτυχίας σε σχέση με τη διακριτική ανάλυση.

Η Λαζαρίδου το 2013 στη διδακτορική της διατριβή, διερεύνησε την πρόβλεψη χρεοκοπίας ελληνικών εταιρειών χρησιμοποιώντας ένα δείγμα βιομηχανικών και εμπορικών εταιρειών, εφάρμοσε το υπόδειγμα της διακριτικής ανάλυσης και της λογαριθμικής πιθανότητας και στην συνέχεια ανέπτυξε έξι υποδείγματα Logit, όπου τα τρία αφορούσαν ένα έτος πριν την πτώχευση και τα υπόλοιπα τρία με το μέσο όρο των δεδομένων των τριών ετών πριν τη πτώχευση.

Με τη χρήση του υποδείγματος του Altman, οι Diakomihalis, Chytis και Gouda (2017), σε ένα δείγμα 10 ελληνικών επιχειρήσεων που είχαν πτώχευσει το 2012, συμπέραναν ότι η ικανότητα πρόβλεψης του υποδείγματος ένα έτος πριν συμβεί η πτώχευση είχε ποσοστό επιτυχίας 100%, ενώ για το δεύτερο έτος τα ποσοστά επιτυχίας πλησίασαν το 80 %.

Το 2018, ο Αρνης Ι. Νικόλαος, στη διδακτορική του διατριβή, διερεύνησε την πρόβλεψη της εταιρικής χρεοκοπίας σε ένα δείγμα 339 ελληνικών επιχειρήσεων από διάφορους κλάδους της ελληνικής οικονομίας. Εφάρμοσε τις τεχνικές της πολυμεταβλητής διακριτικής ανάλυσης, του γραμμικού υποδείγματος πιθανότητας και των υποδειγμάτων Logit και Probit χρησιμοποιώντας πέντε χρηματοοικονομικούς δείκτες. Κατέληξε στο συμπέρασμα ότι τα

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

αποτελέσματα του συνόλου των μεθόδων παρουσιάζουν σαφείς διαφορές μεταξύ τους, τα υποδείγματα Probit και Logit υπερέρχουν των άλλων δύο τεχνικών σε προγνωστική ικανότητα.

Έχοντας υπόψη τις παραπάνω έρευνες που έχουν διεκπεραιωθεί με σκοπό την πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων, σε αυτή τη μελέτη θα διερευνήσουμε την αποτελεσματικότητα της επιλογής των δειγμάτων σε συνδυασμό με τη χρήση διαφορετικών αλγορίθμων μάθησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2. ΕΝΝΟΙΟΛΟΓΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ

2.1. Η έννοια της πτώχευσης.

Πτώχευση είναι η νομική κατάσταση εκείνη στην οποία μεταπίπτει μια επιχείρηση όταν ολοσχερώς αδυνατεί να ικανοποιήσει τους δανειστές ή τους οφειλέτες της.

Δεν θα μπορούσε να αποδοθεί βέβαια μόνο ένας συγκεκριμένος όρος για την έννοια της πτώχευσης, δεδομένου ότι σε όλη τη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν αμέτρητοι τρόποι για να την ερμηνεύσει κανείς. Η έννοια της πτώχευσης έχει απασχολήσει πολλούς ερευνητές και συχνά υιοθετούνται διαφορετικοί ορισμοί που συγχέονται με την αποτυχία (failure), την αφερεγγυότητα (insolvency), την χρηματοοικονομική δυσχέρεια (financial distress), την δυσκολία ολοκλήρωσης των υποχρεώσεων προς τους πιστωτές της (default) και την κήρυξη πτώχευσης (bankruptcy). Μια συνοπτική ανάλυση των παραπάνω ορισμών μπορεί να αποδοθεί ως εξής:

- **Η Αποτυχία (failure)**, δεν εμφανίζεται με τις πρώτες δυσκολίες που αντιμετωπίζει μια επιχείρηση, αλλά αποτελεί μια σταδιακή επιδείνωση της οικονομικής της θέσης.
- **Η Αφερεγγυότητα (insolvency)** ορίζεται η κατάσταση στην οποία ένας οφειλέτης δεν είναι ικανός να πληρώσει τις απαιτούμενες και ληξιπρόθεσμες υποχρεώσεις του με άμεσα χρηματικά διαθέσιμα, με λίγα λόγια εννοείται η έλλειψη της ρευστότητας.
- **Η χρηματοοικονομική δυσχέρεια (financial distress)** αφορά στην κατάσταση κατά την οποία έχουν αθετηθεί οι υποχρεώσεις προς τους πιστωτές μιας επιχείρησης ή θα εκπληρωθούν με δυσκολία και αυτό επιδίδεται σε μια επιχείρηση όταν το κόστος κεφαλαίου της από ένα επενδυτικό σχέδιο είναι μεγαλύτερο από την απόδοση που

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

επιτυγχάνεται και φυσικά πολλές φορές η δυσχέρεια αυτή μπορεί να οδηγήσει σε πτώχευση.

- **Η αθέτηση υποχρεώσεων προς τους πιστωτές (default)** εμφανίζεται όταν ένας οφειλέτης δεν έχει εκπληρώσει το χρέος του.
- **Η κήρυξη σε πτώχευση (bankruptcy)**, η οποία επέρχεται μετά από δικαστική απόφαση.

2.2. Έννοιες από άλλους ερευνητές & διάκριση πτώχευσης – χρεοκοπίας.

Η χρησιμοποίηση των εννοιών όπως αναφέρθηκαν και πιο πάνω από διάφορους ερευνητές οι οποίες με την στενή τους ερμηνεία δηλώνουν διαφορετικές καταστάσεις στις οποίες έχουν περιέλθει οι επιχειρήσεις, έχουν δημιουργήσει μια σύγχυση σχετικά με τον διαχωρισμό της έννοιας της πτώχευσης από αυτόν της χρεοκοπίας.

Ο Beaver (1966), θεώρησε ότι χρεοκοπημένες εταιρίες είναι εκείνες για τις οποίες υπήρξε νομική πτώχευση, αδυναμία αποπληρωμής ομολογιών εκδοθέντος ομολογιακού δανείου, μη καταβολή μερισμάτων προνομιούχων μετοχών.

Ο Deakin (1972), θεώρησε με έναν παρόμοιο ορισμό, χρεοκοπημένες επιχειρήσεις εκείνες, που πτώχευσαν ή ήταν ασυνεπείς στις υποχρεώσεις τους ή έγινε εκκαθάριση και ρευστοποιήθηκαν.

Σύμφωνα με τους Nemmer (1976) και Harrap's (1988), η χρεοκοπία ορίζεται ως η αδυναμία της επιχείρησης να πραγματοποιήσει πληρωμές, η οποία όμως είναι διαφορετική από την έννοια της πτώχευσης (bankruptcy).

Ο Hayden (2003) με τον όρο Default, θεώρησε την χρεοκοπία ως μια κατάσταση στην οποία η επιχείρηση δεν είναι σε θέση να αποπληρώσει τις υποχρεώσεις της για μια χρονική περίοδο πέραν των 90 ημερών, αλλά και την κατάσταση στην οποία βρίσκεται η επιχείρηση λόγω αναδιάρθρωσης των δανείων της από τα τραπεζικά ιδρύματα.

Πολλοί είναι οι ερευνητές που έχουν ταυτίσει την οικονομική έννοια της χρεοκοπίας με το καθεστώς της πτώχευσης το οποίο προκύπτει από δικαστική απόφαση, ανάμεσά τους και οι Altman (1968), Altman, Haldeman και Narayanan (1977), Ohlson (1980), ενώ η Wruck (1990), αναφέρεται στην ταύτιση των όρων της πτώχευσης και της ρευστοποίησης.

Αξίζει επίσης να αναφερθεί ότι, σε γενικούς ορισμούς της αποτυχίας των επιχειρήσεων έχουν αναφερθεί και οι Edmister (1972), Blum (1974), Appetiti (1984) και αρκετοί άλλοι ερευνητές.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Όπως είναι φανερό, η ταύτιση αυτή των εννοιών της πτώχευσης με την χρεοκοπία (αποτυχία), ενώ καταφέρνει να δημιουργήσει ένα σημείο αναφοράς για τους ερευνητές, ταυτόχρονα δημιουργεί και προβλήματα, καθώς τα νομικά πλαίσια της πτώχευσης είναι διαφορετικά από χώρα σε χώρα πράγμα το οποίο οξύνει την σύγχυση, ειδικότερα όταν γίνεται σύγκριση αποτελεσμάτων πρόβλεψης χρεοκοπίας μεταξύ χωρών.

2.3. Νομική διάσταση πτώχευσης

Όπως προαναφέρθηκε, η αποτυχία δεν επέρχεται με τις πρώτες δυσκολίες που καλείται να αντιμετωπίσει μια επιχείρηση. Η επιχείρηση που πτωχεύει αντιμετωπίζει οικονομικά προβλήματα αρκετό καιρό πριν την πτώχευση και παρά τις προσπάθειες της, καταφεύγοντας συχνά σε δανεισμό, δεν καταφέρνει να ανταπεξέλθει. Αντιθέτως, η πτώχευση είναι το τελευταίο στάδιο που βρίσκεται η επιχείρηση όταν δεν υπάρχουν πλέον δυνατότητες επιβίωσης. Ο στόχος ανάπτυξης οικονομικών πληροφοριών είναι η δημιουργία μιας βάσης για την λήψη οικονομικών αποφάσεων. Η απόκτηση πληροφοριών, η ανάλυση δεδομένων καθώς και η ερμηνεία τους είναι σημαντικοί παράγοντες για την λήψη αποφάσεων. Η ανάπτυξη μοντέλων και η σύγκριση των δυνατοτήτων τους, μπορεί να συμβάλλει στην έγκαιρη πρόβλεψη μιας επερχόμενης κρίσης, καθιστώντας γνωστά τα δυνατά σημεία και τις αδυναμίες της κάθε εταιρείας. Κατά συνέπεια, δίνεται η δυνατότητα στη διοίκηση για την παρακολούθηση των δραστηριοτήτων της επιχείρησης αλλά και στους επενδυτές σχετικά με τις αποφάσεις τους για αγορά μετοχών.

Όταν μια επιχείρηση φτάσει σε σημείο να κηρύξει πτώχευση, δεν μπορούν να ασκηθούν ατομικά μέτρα κατά του οφειλέτη, οπότε οι δανειστές δημιουργούν μια ομάδα και εκπροσωπούνται από έναν «σύνδικο» με σκοπό την εκποίηση της περιουσίας.

Σκοπός της πτώχευσης είναι η ικανοποίηση των πιστωτών του οφειλέτη με την ρευστοποίηση της περιουσίας του ή με άλλο τρόπο που προβλέπεται από σχέδιο αναδιοργάνωσης και ιδίως με τη διατήρηση της επιχείρησής του. (Νόμος 3588/2007).

Το νόμιμο δικαίωμα να ζητήσουν από το δικαστήριο να λάβει την απόφαση ότι η εταιρεία πρέπει να μπει σε διαδικασία πτώχευσης είναι: α) τα πρόσωπα τα οποία χρωστάει η επιχείρηση τα χρήματα (πιστωτές) ή β) η ίδια η εταιρεία, σύμφωνα με το νόμο. Οι προϋποθέσεις για την πτώχευση εξετάζονται από το δικαστήριο, δηλαδή η πτωχευτική ικανότητα του οφειλέτη (εμπορική ιδιότητα) και η παύση πληρωμών (μακροχρόνια αδυναμία εκπλήρωσης υποχρεώσεων).

2.4. Πτωχευτικός Κώδικας

Ο θεσμός της πτώχευσης στην Ελλάδα αρχικά υιοθετήθηκε με τις διατάξεις του τρίτου βιβλίου του Γαλλικού Εμπορικού Κώδικα, το οποίο αντικαταστάθηκε από το νόμο ΨΛΣΤ/1878 «περί Πτωχεύσεως και Χρεοκοπίας» άρθρα 525-707. Αργότερα η εμφάνιση νέων νόμων τροποποίησαν τον πτωχευτικό κώδικα, όπως ο νόμος 635/1937 «περί διατάξεων πτωχευτικού δικαίου». Στην συνέχεια, το πτωχευτικό δίκαιο ρυθμιζόταν από τον Νόμο 3588/2007 («Πτωχευτικός Κώδικας») και ίσχυε για πτωχεύσεις μετά τη 16^η Σεπτεμβρίου του 2007. Ο νόμος αυτός περιλάμβανε περιγραφή και ανάλυση των σταδίων της διαδικασίας πτώχευσης για το σύνολο των νομικών και των φυσικών οντοτήτων. Μια ακόμη σημαντική προσθήκη με τον πτωχευτικό αυτό νόμο ήταν η ενίσχυση της αυτοδυναμίας των πιστωτών και των υπόλοιπων μελών της διαδικασίας της πτώχευσης.

Σήμερα, από την 1^η Μαρτίου του 2021, μπήκε σε ισχύ ο Νόμος 4738/2020, με τίτλο «Ρύθμιση οφειλών και παροχή δεύτερης ευκαιρίας και άλλες διατάξεις» οποίος εφαρμόστηκε την 1^η Ιουνίου του 2021. Μέσω των καινοτόμων ρυθμίσεων του νέου νόμου, δίνεται η δυνατότητα πρόσβασης σε φυσικά και νομικά πρόσωπα που αντιμετωπίζουν οικονομικές δυσχέρειες, σε αποτελεσματικά πλαίσια προληπτικής αναδιάρθρωσης τα οποία θα τους επιτρέψουν να συνεχίσουν την λειτουργία τους, όπως και τη δυνατότητα υπερχρεωμένων εταιρειών να απαλλαχθούν από τα χρέη τους προσφέροντάς τους με αυτό τον τρόπο, μια δεύτερη ευκαιρία (Πλάτης, 2020).

2.5. Αίτια πτώχευσης

Κατά την πάροδο των χρόνων, έχουν πραγματοποιηθεί πολλές έρευνες με σκοπό τον εντοπισμό των αιτιών μιας πτώχευσης έτσι ώστε να δοθεί η δυνατότητα στους επιχειρηματίες να τις αποφύγουν. Οι αιτίες αυτές μπορεί να οφείλονται τόσο σε ενδογενείς όσο σε εξωγενείς παράγοντες, αλλά υπάρχουν περιπτώσεις που ο συνδυασμός αυτών των δύο είναι η αιτία της κατάρρευσης των επιχειρήσεων. Ο εντοπισμός μάλιστα των αιτιών αυτών είναι απαραίτητος και στην διαμόρφωση των υποδειγμάτων πρόβλεψης μιας πτώχευσης, αφού οι αιτίες αυτές

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως ανεξάρτητες μεταβλητές στα υποδείγματα, είτε αυτές είναι ποσοτικές (με τη χρήση αριθμοδεικτών) είτε ποιοτικές (με τη χρήση ψευδομεταβλητών).

Ο John Argenti (1976), αναφέρθηκε στην εργασία του “Corporate collapse: the causes and symptoms”, σε μια σειρά από αιτίες που οφείλονται στο εσωτερικό περιβάλλον μιας επιχείρησης και μπορούν να επηρεάσουν και να οδηγήσουν στην χρεοκοπία, ενώ παράλληλα ο Berryman (1983) αναφέρθηκε στα αίτια της χρεοκοπίας εκτός της γενικής διαχείρισης, που οφείλονται στο εσωτερικό και στο εξωτερικό περιβάλλον και τα διακρίνει σε: χρηματοοικονομικά, λογιστικά, σε αίτια που οφείλονται στο marketing και στην συμπεριφορά των ιδιοκτητών.

Ο Altman (1983) επίσης, στο έργο του “The success of business failure prediction models: An international survey”, αναφέρει ότι οι παράγοντες που οδηγούν μια επιχείρηση στην πτώχευση διαφέρουν από χώρα σε χώρα.

Οι αιτίες πτώχευσης αναφορικά με τους **ενδογενείς παράγοντες** της επιχείρησης, μπορούν να αναλυθούν ως εξής:

- Έλλειψη διοικητικής ικανότητας. Η αναποτελεσματική και ανεπαρκής διοίκηση έχει ως αποτέλεσμα την λήψη λανθασμένων αποφάσεων για την πορεία της επιχείρησης. Οι ικανότητες των φορέων κυρίως στις μικρομεσαίες επιχειρήσεις είναι περιορισμένες λόγω έλλειψης δεξιοτήτων και εμπειρίας. Όπως έχει αναφερθεί και από τους Thornhill και Amit (2003), οι μικρές και νεοσύστατες επιχειρήσεις λόγω έλλειψης διοικητικής εμπειρίας και λανθασμένων κινήτρων ηγεσίας, έχουν αυξημένες πιθανότητες να οδηγηθούν σε χρεοκοπία.
- Η κακή διαχείριση και διάρθρωση των διαθέσιμων κεφαλαίων. Πολλές επιχειρήσεις χρησιμοποιούν βραχυπρόθεσμα κεφάλαια για την αγορά παγίων και καταφεύγουν σε υπερδανεισμό ο οποίος με την σειρά του επιφέρει υπερβολικές χρεώσεις στην επιχείρηση με σφοδρά αποτελέσματα για την οικονομική της κατάσταση.
- Η μη ορθή διαχείριση των ταμειακών ροών, έχει σημαντική επίδραση στο κεφάλαιο κίνησης σε τέτοιο σημείο όπου η επιχείρηση αδυνατεί να εξυπηρετήσει τις τρέχουσες υποχρεώσεις της. Για παράδειγμα, όταν ο χρόνος είσπραξης των απαιτήσεων που προκύπτει από την πώληση των αγαθών υπερβαίνει τον χρόνο εξόφλησης των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων, είναι απαραίτητο να βρεθούν νέες πηγές χρηματοδότησης της επιχείρησης ώστε να καλυφθεί η χρονική αυτή διαφορά. Εάν αυτό αποτελεί μια μόνιμη κατάσταση για την επιχείρηση, αυξάνεται ο κίνδυνος να οδηγηθεί σε χρεοκοπία.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

- Η ελλιπής πληροφόρηση και η μη συμμόρφωση στις λογιστικές αρχές οδηγούν σε ανεπαρκή λογιστική παρακολούθηση των οικονομικών καταστάσεων.
- Ένα μεγάλο ποσοστό των πτωχεύσεων οφείλεται στην απουσία αποτελεσματικής στρατηγικής marketing και στην μη επιτυχημένη προσαρμογή της επιχείρησης στις μεταβαλλόμενες συνθήκες αγοράς.
- Η διατήρηση σχέσεων και η εξάρτηση με περιορισμένο αριθμό πελατών, όπως επίσης και η απώλεια σημαντικών πελάτων αποτελεί πλήγμα για την επιχείρηση.
- Η έλλειψη ανταγωνιστικότητας σύμφωνα με τον Altman (1984) αποτελεί βασική αιτία χρεοκοπίας των επιχειρήσεων. Μέσα από την ανάπτυξη νέων προϊόντων και καινοτόμων ιδεών μπορεί να ενισχυθεί η ανταγωνιστικότητα.
- Η υπερβολική επιχειρηματική δραστηριότητα μπορεί να οδηγήσει σε αδυναμία αποπληρωμών, καθώς το κεφάλαιο κίνησης δεν είναι επαρκές για να καλύψει την αύξηση των υποχρεώσεων. Ακόμη, τα φιλόδοξα σχέδια επένδυσης και επέκτασης της επιχείρησης χωρίς πρόβλεψη και προγραμματισμό πολλές φορές έχουν αρνητικά αποτελέσματα.
- Οι εσωτερικές διαμάχες, η οικογενειοκρατία, το δυσμενές εργασιακό περιβάλλον, επηρεάζει την απόδοση και την ικανοποίηση των εργαζομένων.

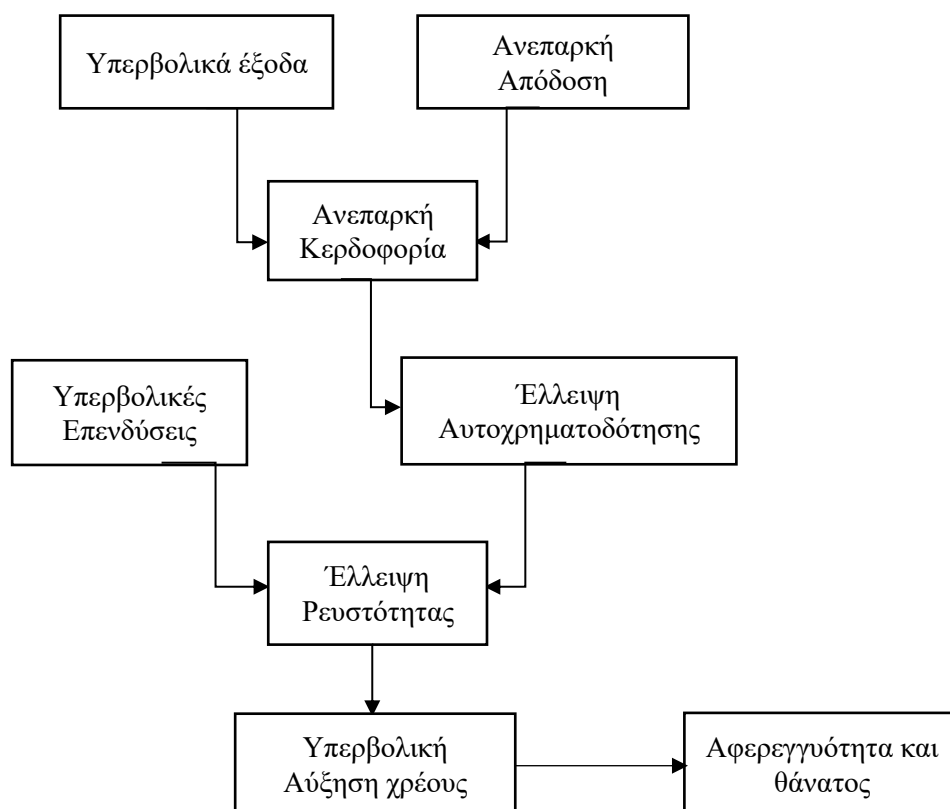
Από την άλλη πλευρά, υπάρχουν και τα αίτια της πτώχευσης που οφείλονται σε **εξωγενείς παράγοντες**, οι οποίοι είναι:

- Η ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας μπορεί να οδηγήσει στην μείωση της ανταγωνιστικότητας μιας επιχείρησης που δεν μπορεί να ανταπεξέλθει σε αυτούς τους ρυθμούς, με αποτέλεσμα η επιχείρηση να οδηγηθεί εκτός αγοράς.
- Η εμφάνιση νέων επιχειρήσεων στον κλάδο, βάζει σε κίνδυνο την βιωσιμότητα των επιχειρήσεων που δραστηριοποιούνται σε αυτόν λόγω του αυξημένου ανταγωνισμού.
- Φυσικές καταστροφές, όπως πλημμύρες, πυρκαγιές, σεισμοί, που δεν μπορούν να προβλεφθούν από την επιχείρηση.
- Διεθνή γεγονότα όπως πόλεμοι, αυξήσεις στις τιμές των πηγών ενέργειας, περιορισμοί στις διεθνείς συναλλαγές μπορεί να επηρεάσουν την οικονομία σε παγκόσμιο επίπεδο.
- Η μείωση του ΑΕΠ σε εθνικό και παγκόσμιο επίπεδο.
- Υψηλά επιτόκια, αύξηση της φορολογίας ως αποτέλεσμα των κυβερνητικών μέτρων, επηρεάζουν σε σημαντικό βαθμό την επιχειρηματική δραστηριότητα.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

- Η πτώχευση κάποιου σημαντικού πελάτη ή προμηθευτή της επιχείρησης μπορεί να δημιουργήσει προβλήματα ρευστότητας με αποτέλεσμα την αδυναμία πληρωμών.

Γενικά, έχουν γίνει προσπάθειες να απεικονιστούν οι παράγοντες αυτοί σε μια πορεία προς την πτώχευση των επιχειρήσεων, στην οποία κάθε βήμα αποτελεί και ένα αίτιο, καταλήγοντας σε επιμέρους αποτελέσματα μέχρι και το οριστικό τέλος της επιχείρησης. (Ooghe and Van Wymeersch, 1995). Η πορεία αυτή απεικονίζεται στο παρακάτω διάγραμμα. Ο συνδυασμός υπερβολικών εξόδων μαζί με ελλιπή απόδοση οδηγεί σε μια ανεπαρκή κερδοφορία, όπου εάν συνδυαστεί με έλλειψη χρηματοδότησης και πολύ μεγάλες επενδύσεις, οδηγεί την επιχείρηση σε έλλειψη ρευστότητας. Η έλλειψη αυτή είναι πολύ σημαντική, μάλιστα δεν είναι τυχαίο που ο αριθμοδείκτης άμεσης ή γενικής ρευστότητας θεωρείται ένας από τους πιο σημαντικούς αριθμοδείκτες στα υποδείγματα πρόβλεψης πτώχευσης. Εάν δεν γίνει άμεση αντιμετώπιση με εύρεση κεφαλαίων ή πηγών χρηματοδότησης, μπορεί να προκαλέσει υπερχρέωση στην επιχείρηση και να την οδηγήσει στο τελευταίο στάδιο της αφερεγγυότητας και του θανάτου.



Πηγή: Ooghe and Van Wymeersch, 1995.

Διάγραμμα 1 : Η πορεία προς την πτώχευση

Γίνεται φανερό, ότι όπως το γενικότερο περιβάλλον μέσα στο οποίο δραστηριοποιούνται οι επιχειρήσεις επηρεάζει την πορεία τους, έτσι και η σχέση τους με το άμεσο εξωτερικό περιβάλλον απεικονίζεται στην εξέλιξή τους. Οι παραπάνω κατηγορίες που αναφέρθηκαν αφορούν τα γενικά αίτια που οδηγούν στην εταιρική πτώχευση και μπορούν να θεωρηθούν ως ένας οδηγός για τον εντοπισμό των πιθανών αιτιών μιας συγκεκριμένης πτώχευσης. Ανάλογα με την κατηγοριοποίηση της πτώχευσης μπορούν να προσδιοριστούν με ευκολία ορισμένες αιτίες που ταυτίζονται σε κάθε κατηγορία. Ωστόσο, δεν θεωρείται επαρκής μόνο η μεμονωμένη καταγραφή των αιτιών που οδηγούν μια επιχείρηση σε πτώχευση, αλλά θα πρέπει να διενεργηθεί ένας έλεγχος της δυναμικής και της αλληλουχίας των γεγονότων μέχρι αυτό να συμβεί. (Argenti, 1976).

2.6. Η πτώχευση στην Ελλάδα

Σύμφωνα με στοιχεία που προκύπτουν από την Ελληνική Στατιστική Αρχή, από την ανάλυση των επιχειρήσεων που έχουν κηρύξει πτώχευση ανά τομέα οικονομικής δραστηριότητας, από το 1973 μέχρι το 2016, προκύπτει ότι οι περισσότερες πτωχεύσεις παρατηρούνται στον τομέα του εμπορίου – εστίασης, επόμενος είναι ο τομέας της μεταποίησης (βιομηχανία – βιοτεχνία) και τέλος ο κατασκευαστικός τομέας.

Τα στοιχεία για τις επιχειρήσεις που έχουν κηρύξει πτώχευση δείχνουν ότι από το 1980 έως και το 2007 οι ατομικές επιχειρήσεις εμφανίζουν τον μεγαλύτερο αριθμό πτωχεύσεων σε σύγκριση με τις κεφαλαιουχικές και τις προσωπικές επιχειρήσεις, συγκεκριμένα ο μέσος όρος των πτωχεύσεων για την περίοδο 1980-2016 είναι 48% για τις ατομικές, 36% για τις κεφαλαιουχικές και 16% για τις προσωπικές.

Από το 2003, πάνω από το 40% των εταιρειών που έχουν χρεοκοπήσει αφορούν κεφαλαιουχικές επιχειρήσεις. Μάλιστα, από το 2003 έως το 2016, το μέσο ποσοστό πτωχεύσεων για τις κεφαλαιουχικές επιχειρήσεις είναι 48%, για τις ατομικές επιχειρήσεις ανέρχεται στο 40% και 12% για τις προσωπικές.

Από το 2012, το ποσοστό των πτωχεύσεων για τις κεφαλαιουχικές εταιρείες ξεπερνάει το 50 %, ενώ μέχρι το 2016 το ποσοστό αυτό αγγίζει το 56%.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Η ραγδαία αυτή αύξηση στο ποσοστό των πτωχεύσεων των κεφαλαιουχικών εταιρειών σε σύγκριση με τις ατομικές και προσωπικές εταιρείες, έχει αντίκτυπο στο κοινωνικό σύνολο καθώς οι κεφαλαιουχικές εταιρείες απασχολούν το μεγαλύτερο ποσοστό των εργαζομένων.



Διάγραμμα 2: Η διαχρονική εξέλιξη των πτωχεύσεων στην Ελλάδα για την περίοδο 1973-2016.

Πηγή δεδομένων: Ελληνική Στατιστική Αρχή

Σύμφωνα με τα στοιχεία του παραπάνω πίνακα, η μείωση των πτωχεύσεων που παρατηρείται το 1985 αλλά και το 1990, οφείλονται στις παροχές και στα μέτρα τόνωσης της οικονομίας από την κυβέρνηση λόγω των εκλογών, το οποίο είχε σαν αποτέλεσμα την αύξηση της κατανάλωσης.

Η έξαρση στα ποσοστά του αριθμού των πτωχεύσεων που παρατηρείται τις χρονιές πριν το 1990 είναι συνέπεια του σταθεροποιητικού προγράμματος της Ελληνικής Οικονομίας το οποίο τέθηκε σε λειτουργία τον Οκτώβριο του 1985, με στόχο την αντιμετώπιση της ραγδαίας επιδείνωσης του ισοζυγίου εξωτερικών συναλλαγών, το οποίο περιλάμβανε την υποτίμηση της δραχμής, τη μείωση των μισθών και συντάξεων κλπ.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Η αύξηση στα ποσοστά των πτωχεύσεων από το 1995 και πριν το 2000, οφείλεται στο πρόγραμμα σταθεροποίησης το οποίο τέθηκε σε εφαρμογή κυρίως για την είσοδο της χώρας στην οικονομική και νομισματική ένωση, εμφανίζοντας παράλληλα πρωτογενή πλεονάσματα λόγω της μείωσης των δαπανών και της αύξησης των φορολογικών εσόδων.

Στην συνέχεια ακολουθεί μια κατηφορική πορεία μέχρι και το 2008, όπου η χώρα επηρεάστηκε από την διεθνή οικονομική κρίση και τα ποσοστά των πτωχεύσεων εμφάνισαν ανοδική πορεία μέχρι και το 2011.

Η μείωση των πτωχεύσεων μετά το 2011 και μέχρι το έτος 2016, οφείλεται στο γεγονός ότι εμφανίζονται ρυθμοί ύφεσης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ

Όσον αφορά το πεδίο πρόβλεψης της χρεοκοπίας, οι περισσότεροι αναλυτές ψάχνουν τον καλύτερο τρόπο με τον οποίο θα οργανώσουν τις παρατηρήσεις τους ώστε να επιτευχθεί η όσο το δυνατόν καλύτερη ταξινόμηση των παρατηρήσεων αυτών.

Το ενδιαφέρον τους εστιάζεται κυρίως στις διχοτομικές μεθόδους ταξινόμησης (dichotomous methods) διότι για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας, οι εταιρείες χωρίζονται σε δυο κατηγορίες, τις υγιείς και τις πτωχευμένες. Τα υποδείγματα που έχουν αναπτυχθεί ομαδοποιούνται σε δύο βασικές κατηγορίες: στις στατιστικές τεχνικές και στα ευφυή υποδείγματα πρόβλεψης.

3.1. Στατιστικές Τεχνικές

Οι στατιστικές τεχνικές είναι οι πρώτες που εφαρμόστηκαν από τους ερευνητές με σκοπό την πρόβλεψη της χρεοκοπίας των επιχειρήσεων. Οι σημαντικότερες τεχνικές στην κατηγορία αυτή είναι:

- Μονομεταβλητή ανάλυση (Univariate Analysis)
- Υπόδειγμα δείκτη κινδύνου (Risk index model)
- Υπόδειγμα διακριτικής ανάλυσης (Discriminant analysis)
- Υπόδειγμα γραμμικής παλινδρόμησης (Linear probability model)
- Λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας (Logit model ή Logistic regression)

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

- Κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (Probit model)
- Υπόδειγμα επιβίωσης (Survival analysis)

Στην επόμενη παράγραφο γίνεται μια αναλυτικότερη αναφορά των παραπάνω υποδειγμάτων.

3.1.1 Μονομεταβλητή ανάλυση (Univariate Analysis)

Στην προσπάθεια πρόβλεψης της πτώχευσης μιας επιχείρησης, η πρώτη στατιστική μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε είναι η μονομεταβλητή ανάλυση. Οι πρώτες εφαρμογές της μονομεταβλητής ανάλυσης παρουσιάστηκαν από τους Fitzpatrick (1932), Smith και Winakor (1935) και Merwin (1942).

Όπως γίνεται φανερό και από τον όρο της, η ανάλυση αυτή είναι βασισμένη σε μια και μοναδική μεταβλητή, με σκοπό την απεικόνιση της συνολικής πορείας μιας επιχείρησης. Η τιμή αυτής της μεταβλητής καθορίζει την κατηγορία στην οποία ταξινομείται η υπό εξέταση επιχείρηση αφού έχει προσδιοριστεί η κριτική τιμή διαχωρισμού μέσα από ιστορικά στοιχεία – δείγμα.

Ο Beaver (1966), ο οποίος μπορεί να χαρακτηριστεί και πατέρας της συγκεκριμένης μεθόδου, εφάρμοσε τη μονομεταβλητή τεχνική για να διαχωρίσει τις επιχειρήσεις ενός δείγματος, σε υγιείς και πτωχευμένες χρησιμοποιώντας τους χρηματοοικονομικούς δείκτες.

Παρόλο που η συγκεκριμένη μέθοδος είναι απλή, λογική και γίνεται εύκολα η ταξινόμηση των επιχειρήσεων σε κατάλληλες ομάδες, δέχθηκε πολλές κριτικές για το γεγονός ότι στερείται ακρίβειας, ειδικά σε μια περίοδο οικονομικής ύφεσης καθώς δεν λαμβάνεται υπ' όψη η προβλεπτική ικανότητα του συνόλου των χρηματοοικονομικών δεικτών, αλλά μέσα από έναν μόνο αριθμοδείκτη. (Altman 1968).

3.1.2 Υπόδειγμα Δείκτη Κινδύνου (Risk index model)

Το εν λόγω υπόδειγμα αναφέρεται σε ελάχιστες περιπτώσεις στην διεθνή αλληλογραφία μάλλον γιατί δεν έχει χρησιμοποιηθεί στον βαθμό που έχουν χρησιμοποιηθεί άλλα

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

υποδείγματα. Δημιουργήθηκε από τον Tamari (1966) την ίδια χρονιά με την έρευνα του Beaver (1966). Σύμφωνα με τον δείκτη κινδύνου, δημιουργείται μια βαθμολογία (από 0 έως 100) για την κάθε επιχείρηση που εξετάζεται.

Η εφαρμογή του δείκτη αυτού στηρίζεται στην επιλογή διαφόρων χαρακτηριστικών της επιχείρησης, τα οποία περιγράφονται από τους αριθμοδείκτες.

Όσες επιχειρήσεις λαμβάνουν χαμηλή συνολική βαθμολογία, θεωρείται ότι βρίσκονται σε δυσμενή οικονομική κατάσταση, ενώ το αντίθετο συμβαίνει όταν η συνολική βαθμολογία είναι υψηλή. Πρόκειται για ένα μεταγενέστερο υπόδειγμα της μονομεταβλητής ανάλυσης (Beaver 1966) το οποίο προσπαθεί να εξαλείψει τα μειονεκτήματα του προηγούμενου. Ένας παρόμοιος δείκτης αναπτύχθηκε και από τους Moses και Liao (1987).

3.1.3. Υπόδειγμα Διακριτικής Ανάλυσης (Πολυμεταβλητή Ανάλυση)

Η Διακριτική Ανάλυση ανήκει στις στατιστικές πολυδιάστατες παραμετρικές μεθόδους πρόβλεψης μιας εταιρικής πτώχευσης και διακρίνεται σε δύο κατηγορίες ανάλογα με τον σκοπό της: την Προβλεπτική Διακριτική Ανάλυση και την Περιγραφική Διακριτική Ανάλυση (Whitaker, 1997). Έχει χρησιμοποιηθεί σε πολλές έρευνες για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας των επιχειρήσεων και θεωρείται μια μέθοδος με πλήθος εφαρμογών σε πολλές επιστήμες. Ο Altman (1968) ήταν από τους πρώτους ερευνητές που εφάρμοσε την διακριτική ανάλυση, θέλοντας να δημιουργήσει ένα υπόδειγμα ταξινόμησης των επιχειρήσεων σε υγιείς και πτωχευμένες, πάνω στο οποίο στηρίχθηκαν μετέπειτα ερευνητές, καθώς συνέδεσε την ταξινόμηση των επιχειρήσεων με πολλές ανεξάρτητες μεταβλητές.

Βασικός σκοπός της διακριτικής ανάλυσης είναι η κατάταξη των παρατηρήσεων σε γνωστούς πληθυσμούς, με γνωστές κατανομές για κάθε πληθυσμό.

Τα πλεονεκτήματα της μεθόδου της διακριτικής ανάλυσης συνοψίζονται ως εξής:

- Γίνεται η επιλογή αριθμοδεικτών (ανεξάρτητες μεταβλητές) με το υψηλότερο πληροφοριακό περιεχόμενο.
- Αντικειμενικός προσδιορισμός των συντελεστών στάθμισης (βαρύτητας).
- Οι αριθμοδείκτες που χρησιμοποιούνται περιορίζονται στον ελάχιστο αριθμό που απαιτείται για την εξαγωγή αποτελεσμάτων.
- Δίνεται η δυνατότητα στον ερευνητή που χρησιμοποιεί την μέθοδο αυτή να προβλέψει το ενδεχόμενο μιας πτώχευσης πριν την εκδήλωσή της.

3.1.3.1 Υπόδειγμα Γραμμικής Διακριτικής Ανάλυσης (Linear Discriminant Analysis – LDA)

Η μέθοδος της Γραμμικής Διακριτικής Ανάλυσης (LDA) εφαρμόστηκε αρχικά από τον Fisher (1935) ως μια μέθοδος για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης, πολύ καιρό πριν χρησιμοποιηθεί στον οικονομικό κλάδο για την πρόβλεψη μιας εταιρικής πτώχευσης. Η μέθοδος αυτή είχε εφαρμοστεί σε κλάδους της εκπαίδευσης, της ψυχολογίας αλλά και της βιολογίας.

Η πρώτη εφαρμογή της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης στην προσπάθεια πρόβλεψης της εταιρικής πρόβλεψης έγινε από τον Altman, το 1968. Η εφαρμογή της μονοδιάστατης ανάλυσης η οποία μέχρι τότε αποτελούσε την πιο διαδεδομένη μορφή ανάλυσης, είχε δεχθεί ισχυρή κριτική καθώς η πορεία της επιχείρησης απεικονιζόταν σε έναν μοναδικό αριθμοδείκτη ο οποίος καθόριζε σε ποια ομάδα ανήκει η επιχείρηση (υγιή ή μη). Για την επίτευξη του ίδιου σκοπού λοιπόν γεννήθηκε η ιδέα για την χρήση μιας συνάρτησης ενός συνόλου σταθμισμένων αριθμοδεικτών, όπου η συνολική τιμή της συνάρτησης θα διαχωρίζει την επιχείρηση σε υγιή ή μη υγιή.

Η γενική μορφή του υποδείγματος είναι η εξής:

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

Όπου:

β = ο συντελεστής στάθμισης κάθε μεταβλητής (διακριτική συνδιακύμανση – συντελεστής παλινδρόμησης)

X = η επιλεγμένη μεταβλητή-αριθμοδείκτης

α = σταθερός όρος

Αρχικά για την δημιουργία ενός υποδείγματος γραμμικής διακριτικής ανάλυσης απαιτείται η επιλογή κατάλληλων αριθμοδεικτών με σκοπό την διαμόρφωση μιας συνάρτησης η οποία θα μεγιστοποιεί τη διακύμανση μεταξύ των δυο ομάδων. Το στάδιο αυτό θεωρείται σημαντικό γιατί αποκλείονται οι αριθμοδείκτες με μεγάλο βαθμό συσχέτισης μεταξύ τους μειώνοντας

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

έτσι τον αριθμό των αριθμοδεικτών που μετράνε ουσιαστικά τα ίδια χαρακτηριστικά και μεγέθη της επιχείρησης. (Cochran 1964).

Στη συνέχεια, αφού έχουν επιλεγθεί οι σημαντικές μεταβλητές, το επόμενο βήμα είναι η εύρεση του συντελεστή βαρύτητας της κάθε μεταβλητής μέσα στη συνάρτηση. Τέλος, ορίζεται ένα όριο με το οποίο θα γίνει ο διαχωρισμός μεταξύ των δυο ή περισσότερων ομάδων (πτώχευμένων και μη πτώχευμένων).

Παρακάτω αναλύεται η πρώτη μορφή της διακριτικής ανάλυσης με σκοπό την πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης, η οποία βασίστηκε σε ένα δείγμα μεγάλων κατασκευαστικών επιχειρήσεων, από τον Altman (1968):

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

Όπου:

X₁= Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X₂= Παρακρατηθέντα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού

X₃= Κέρδη προ Τόκων και Φόρων / Σύνολο Ενεργητικού

X₄= Αγοραία τιμή κεφαλαίου / Λογιστική αξία χρέους

X₅= Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού

Το γεγονός ότι η εν λόγω μέθοδος είναι ευρέως γνωστή και χρησιμοποιείται από πολλούς ερευνητές, οφείλεται στον απλό και γρήγορο τρόπο εφαρμογής της καθώς και στην ταυτόχρονη εξέταση ορισμένων αριθμοδεικτών για να απεικονισθεί η πορεία μιας επιχείρησης.

3.1.4. Υπόδειγμα Γραμμικής Παλινδρόμησης (Linear Regression – Probability Model)

Πρόκειται για μια οικονομετρική μέθοδο η οποία λειτουργεί όπως η απλή παλινδρόμηση ελαχίστων τετραγώνων. Η διαφορά τους είναι ότι η εξαρτημένη μεταβλητή παίρνει την τιμή 1 εάν συμβεί το γεγονός που εξετάζεται, ή 0 εάν δεν συμβεί το γεγονός. Άρα, η εξαρτημένη μεταβλητή λαμβάνει την τιμή 1 εάν η επιχείρηση είναι υπό πτώχευση, ενώ λαμβάνει την τιμή 0 εάν δεν συμβεί τελικά η πτώχευση και επομένως η επιχείρηση θεωρείται υγιής.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

(Theodosiou, 1991). Το υπόδειγμα γραμμικής παλινδρόμησης εφαρμόστηκε αρχικά από τους Meyer and Pifer (1970) στην πρόβλεψη πτώχευσης τραπεζικών ιδρυμάτων και αργότερα από τους Collins και Green (1982). Παρ' όλα αυτά το συγκεκριμένο μοντέλο δεν χρησιμοποιήθηκε τόσο όσο τα υπόλοιπα στατιστικά μοντέλα, όπως το λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας. Μάλιστα, συγκριτικά και με το υπόδειγμα της διακριτικής ανάλυσης, αποδείχθηκε ότι αυτό υπερέχει του υποδείματος γραμμικής παλινδρόμησης, καθώς παρέχει καλύτερα ποσοστά ορθής ταξινόμησης.

3.1.5. Λογαριθμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Logit Model ή Logistic Regression)

Το Λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας δημιουργήθηκε από τον Berkson (1944), ενώ χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά στον χρηματοοικονομικό κλάδο από τον Martin (1977) για την πρόβλεψη πτώχευσης τραπεζών και αργότερα από τον Ohlson (1980) για την πρόβλεψη πτώχευσης επιχειρήσεων. Σύμφωνα με τον Ohlson (1980), με την χρήση της μεθόδου της διακριτικής ανάλυσης δεν δίνεται η δυνατότητα προσδιορισμού μιας πιθανότητας πτώχευσης των επιχειρήσεων παρά μόνο η κατάταξή της σε μια ομάδα. Αντιθέτως, το λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας, οδηγείται σε μια πιθανότητα πτώχευσης της επιχείρησης που εξετάζεται, χρησιμοποιώντας και αυτό σταθμισμένες ανεξάρτητες μεταβλητές χωρίς τη θεώρηση ότι ακολουθούν κανονική κατανομή. (Back et al, 1996).

Πρόκειται ουσιαστικά για μια συνάρτηση πιθανότητας η οποία περιγράφει τη σχέση μεταξύ των σταθμισμένων ανεξάρτητων μεταβλητών και την πιθανότητα πρόβλεψης της πτώχευσης. Μάλιστα, θεωρείται σημαντική η χρήση προσαρμοσμένων αριθμοδεικτών με βάση τον κλάδο της επιχείρησης και η εισαγωγή του μεγέθους της επιχείρησης ως μεταβλητή που επηρεάζει την πιθανότητα πτώχευσης.

Το μοντέλο αυτό έχει αποδείξει την επιτυχία του μέσω της στήριξης από πολλούς ερευνητές και επιστήμονες παγκοσμίως αλλά και στην Ελλάδα από την Icar με στόχο την αξιολόγηση ελληνικών επιχειρήσεων (Icar 2011).

Σε σχέση με το υπόδειγμα της διακριτικής ανάλυσης, το μοντέλο αυτό βάσισε την επιτυχία του στο γεγονός ότι η εφαρμογή του δεν έκρινε απαραίτητο οι ανεξάρτητες μεταβλητές να ακολουθούν κανονική κατανομή, ενώ μάλιστα, οι μήτρες (πίνακες) διακύμανσης – συνδιακύμανσης των μεταβλητών μπορούν να είναι άνισες με αποτέλεσμα να απαιτούνται λιγότερες υποθέσεις.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Ένα αρνητικό σημείο του συγκεκριμένου υποδείγματος είναι η υπόθεση ότι η επιχείρηση μπορεί να καταλήξει σε δυο μόνο πιθανές καταστάσεις: αυτή την πτώχευσης και της μη πτώχευσης, το οποίο δίνει την δυνατότητα το υπόδειγμα αυτό να ονομασθεί και δυαδικό υπόδειγμα. Για τον σκοπό της εξάλειψης του παραπάνω μειονεκτήματος, έκανε την εμφάνισή του το logit υπόδειγμα πολλαπλών αποκρίσεων (multinomial logit model – Lau, 1987), το μικτό logit υπόδειγμα (mixed ordered logit – Train, 2003), και το ιεραρχικό ή φωλιασμένο logit υπόδειγμα (nested logit – Jones and Hensher, 2007), αναλυτικότερα ως εξής:

- Το logit υπόδειγμα πολλαπλών αποκρίσεων χρησιμοποιήθηκε από τον Lau (1987) και παρουσίασε την ύπαρξη 5 διαφορετικών πιθανών καταστάσεων στις οποίες μπορεί να περιέλθει η επιχείρηση: οικονομικά σταθερή επιχείρηση, μη διανομή ή μειωμένο μέρισμα, αδυναμία αποπληρωμής δανείου, υπαγωγή της επιχείρησης στο Κεφάλαιο 10 ή 11, πτώχευση – ρευστοποίηση.
- Το μικτό logit υπόδειγμα αναφέρει παραμέτρους που υποδεικνύουν φανερές ή μη ετερογένειες μέσα στο δείγμα των επιχειρήσεων.
- Τέλος, το ιεραρχικό logit υπόδειγμα, θεωρείται ως το πιο πρόσφατο εξελιγμένο υπόδειγμα το οποίο παρομοιάζεται ως ένα δέντρο, όπου οι ρίζες του δείχνουν τις πιθανές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθεί μια επιχείρηση.

Όλες οι παραπάνω μορφές που αναφέρθηκαν για το logit υπόδειγμα έχουν σκοπό την βελτίωση της πρόβλεψης και την εξάλειψη μειονεκτημάτων που παρουσιάζονται με την αρχική μορφή του μοντέλου.

3.1.6 Κανονικό Υπόδειγμα Πιθανότητας

Η χρήση του κανονικού υποδείγματος πιθανότητας έγινε αρχικά από τον Zmijewski (1984) για την πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης. Το υπόδειγμα αυτό είναι παρόμοιο με το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας η διαφορά τους όμως είναι ότι για το υπολογισμό της πιθανότητας χρησιμοποιείται η αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας της κανονικής κατανομής. Το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας περιέχει εκτιμήσεις μη γραμμικές και για αυτό τον λόγο απαιτεί πιο πολύπλοκους υπολογισμούς με αποτέλεσμα η χρήση του να είναι πιο περιορισμένη συγκριτικά με το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας. Μάλιστα, καινούριες

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

έρευνες που πραγματοποιήθηκαν με πρόσφατα δεδομένα για την ισχύ των υποδειγμάτων probit και logit έδειξαν ότι, για να αυξηθεί το ποσοστό ορθής ταξινόμησης πρέπει να υπολογισθεί εκ νέου το κάθε μοντέλο με βάση τα νέα δεδομένα του δείγματος, δηλαδή τις καινούριες επιχειρήσεις.

3.1.7. Υπόδειγμα Επιβίωσης

Το τελευταίο στατιστικό υπόδειγμα που έχει εφαρμοσθεί για την πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης είναι το υπόδειγμα επιβίωσης. Το εν λόγω υπόδειγμα υπολογίζει το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί μέχρι να συμβεί ένα γεγονός. Δηλαδή, ο κίνδυνος της πτώχευσης υπολογίζεται με βάση τον αναμενόμενο χρόνο επιβίωσης της επιχείρησης. Το εξεταζόμενο υπόδειγμα απαρτίζεται από δύο εξισώσεις:

- Τη συνάρτηση κινδύνου (hazard function), η οποία υπολογίζει το πιθανό ποσοστό πτώχευσης μιας επιχείρησης μια δεδομένη χρονική στιγμή.
- Τη συνάρτηση επιβίωσης (survival function), η οποία υπολογίζει την πιθανότητα επιβίωσης – λειτουργίας μιας εταιρίας πάνω από τη χρονική στιγμή T .

Πολλές έρευνες έχουν δείξει ότι το υπόδειγμα επιβίωσης έχει παρόμοια ποσοστά επιτυχίας με τα υπόλοιπα στατιστικά υποδείγματα. Μάλιστα, ορισμένα από τα πλεονεκτήματα του συγκεκριμένου υποδείγματος είναι: 1) δεν απαιτείται η υπόθεση της κανονικής κατανομής, 2) ότι οι χρεοκοπημένες και μη χρεοκοπημένες εταιρείες δεν απαιτείται να ανήκουν σε δυο διαφορετικούς πληθυσμούς, 3) πέραν των χρηματοοικονομικών μεταβλητών μπορούν να χρησιμοποιηθούν και ποιοτικές μεταβλητές, 4) τα μη χρηματοοικονομικά δεδομένα δε επηρεάζονται από λογιστικές πρακτικές και συνιστάται η αποφυγή της συσχέτισης μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών.

3.2. Ευφυή Υποδείγματα Πρόβλεψης

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Τα ευφυή υποδείγματα ή υποδείγματα τεχνικής νοημοσύνης βασίζονται σε αλγόριθμους οι οποίοι λειτουργούν με την βοήθεια των ηλεκτρονικών υπολογιστών. Κατά την περίοδο ανάπτυξης των θεωρητικών και των στατιστικών υποδειγμάτων πρόβλεψης άρχισε να ανθίζει και η τεχνολογία των ηλεκτρονικών υπολογιστών πάνω στην οποία βασίστηκε η νέα αυτή κατηγορία υποδειγμάτων πρόβλεψης πτώχευσης. Μετά την δημιουργία τους, η χρήση των στατιστικών υποδειγμάτων περιορίστηκε καθώς τα υποδείγματα τεχνικής νοημοσύνης είναι ικανά να διαχειρίζονται μεγάλο όγκο προβλημάτων και παρατηρήσεων σε γρήγορο ρυθμό. Όπως θα αναλυθεί και παρακάτω, το υπόδειγμα με την υψηλότερη επιτυχία λόγω της χρήσης του είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Με την πάροδο των ετών και την εξέλιξη της τεχνολογίας, παρατηρείται ο συνδυασμός των ικανότερων ευφυών υποδειγμάτων με σκοπό την πρόβλεψη, τα οποία ονομάζονται και υβριδικά υποδείγματα. Φυσικά, αυτά τα υποδείγματα – τεχνικές δεν περιορίστηκαν μόνο στον οικονομικό κλάδο και στην ικανότητα πρόβλεψης εταιρικής πτώχευσης, αλλά χρησιμοποιούνται και για επίλυση προβλημάτων σε διάφορους κλάδους. Στην κατηγορία αυτή ανήκει ένα μεγάλο πλήθος υποδειγμάτων, ωστόσο στην συγκεκριμένη εργασία θα αναλυθούν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και τα Δέντρα Αποφάσεων.

3.2.1. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)

Το 1990 έγινε η πρώτη εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης από τους Odom και Sharda (1990). Για την εφαρμογή του υποδείγματος αυτού, έγινε χρήση αριθμοδεικτών που είχαν χρησιμοποιηθεί και στο υπόδειγμα του Altman (1968) και μάλιστα αφού έγινε σύγκριση των αποτελεσμάτων με αυτά της διακριτικής ανάλυσης, τα συμπεράσματα ήταν υπέρ των νευρωνικών δικτύων.

Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από έναν αριθμό στρωμάτων – επιπέδων νευρώνων. Συνήθως τα δίκτυα αυτά, που έχουν σκοπό την πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης και κατ' επέκταση την ταξινόμηση της επιχείρησης σε δύο ομάδες (πτωχευμένες και μη πτωχευμένες), απαρτίζονται σε αρχικό, ενδιάμεσο και τελικό επίπεδο, αποτελούμενα από ένα νευρώνα.

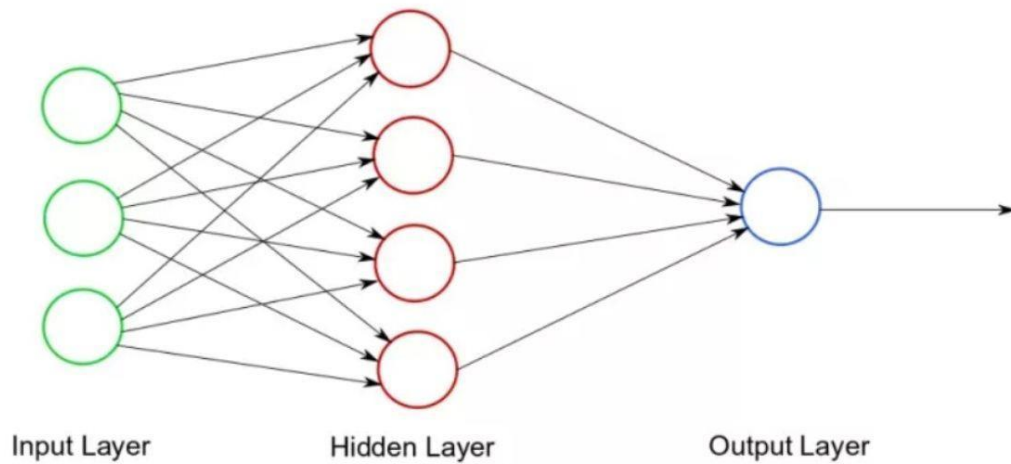
Στο αρχικό επίπεδο εισέρχονται όλες οι πληροφορίες και το σύνολο των νευρώνων του πεδίου αυτού ισούται με το σύνολο των δεδομένων (στην περίπτωσή μας οι αριθμοδείκτες που χρησιμοποιούνται) ενώ στο τελικό επίπεδο νευρώνων εξάγονται όλα τα αποτελέσματα

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

της διαδικασίας. Το σύνολο των ενδιάμεσων επιπέδων που θα χρησιμοποιηθούν μπορεί να διαφέρει ανάλογα με τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται και το σκοπό της εφαρμογής του νευρωνικού δικτύου. Νευρωνικά δίκτυα με μεγάλο πλήθος ενδιάμεσων επιπέδων συνήθως χρησιμοποιούνται σε πιο πολύπλοκα προβλήματα. Ένα από τα κύρια χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων αποτελεί η «ικανότητα μάθησης», η οποία ορίζεται ως η ικανότητα του δικτύου να επιλύει προβλήματα μέσω σταδιακής βελτίωσης. Όλοι οι νευρώνες από κάθε επίπεδο συνδέονται με τους νευρώνες του πρώτου ή του τελευταίου σταδίου με ένα συγκεκριμένο ποσοστό βαρύτητας, το οποίο προέρχεται από την βελτίωση της «ικανότητας μάθησης» του νευρωνικού δικτύου. Ορίζεται συνήθως ένα τυχαίο ποσοστό το οποίο αλλάζει συνεχώς κατά την διαδικασία εκπαίδευσης μέχρι η λάθος εκτίμηση να ελαχιστοποιηθεί. Για τον λόγο αυτό όταν γίνεται χρήση ενός νευρωνικού δικτύου υπάρχουν δύο δείγματα επιχειρήσεων, όπου το πρώτο αποτελεί το δείγμα εκπαίδευσης (training sample) και το δεύτερο αποτελεί το δείγμα ελέγχου (test sample). Το δείγμα εκπαίδευσης συμβάλλει στην διαμόρφωση του νευρωνικού δικτύου, ενώ το δείγμα ελέγχου ελέγχει κατά πόσο σωστά έχει διαμορφωθεί το δίκτυο και εάν εμφανίζει υψηλά ποσοστά επιτυχίας.

Πολλοί ερευνητές έχουν χρησιμοποιήσει τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη μιας πτώχευσης, μάλιστα στις έρευνες αυτές έχουν εφαρμοστεί είτε μόνο τα νευρωνικά δίκτυα είτε σε συνδυασμό με μια στατιστική μέθοδο για να υπάρξει μια σύγκριση των αποτελεσμάτων με σκοπό να βρεθεί η καλύτερη μέθοδος πρόβλεψης. Οι συνηθέστερες στατιστικές μέθοδοι που έχουν εφαρμοστεί είναι η διακριτική ανάλυση και το λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας.

Μια σημαντική διαφορά που υπάρχει ανάμεσα στα νευρωνικά δίκτυα και στις στατιστικές μεθόδους είναι ότι στις τελευταίες, γίνεται εξαρχής η διαμόρφωση της συνάρτησης και στην συνέχεια δημιουργούνται υποθέσεις για την υλοποίηση του υποδείγματος, αντιθέτως στα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται τα κατάλληλα δεδομένα χωρίς την διαμόρφωση υποθέσεων για να εξαχθεί το αποτέλεσμα. Βέβαια, παρά την ευελιξία των ευελιξία των νευρωνικών δικτύων, παρουσιάζονται δυσκολίες ερμηνείας των αποτελεσμάτων.



Εικόνα 1: Τεχνητό νευρωνικό Δίκτυο, Πηγή: Big Blue Data Academy

3.2.2. Δέντρα Αποφάσεων ή Δέντρα Ταξινόμησης (Decision Trees or Classification Trees)

Τα υποδείγματα αυτής της κατηγορίας ονομάστηκαν δέντρα αποφάσεων επειδή η δομή τους έχει την μορφή «δέντρου» όπου οι ανεξάρτητες μεταβλητές που έχουν επιλεγθεί διαμορφώνονται ως τα κλαδιά του δέντρου. Η διαδικασία της δημιουργίας ενός δέντρου αποφάσεων αρχίζει από πάνω προς τα κάτω, όπου πρώτα επιλέγονται οι ανεξάρτητες μεταβλητές με τις οποίες γίνεται η διάκριση και η όσο τον δυνατόν καταλληλότερη ταξινόμηση του δείγματος. Από την αρχική μεταβλητή διαμορφώνονται δύο ή περισσότερα κλαδιά βασισμένα στην κριτική της τιμή και με αυτό τον τρόπο συνεχίζεται η διαδικασία για το σύνολο των υπόλοιπων μεταβλητών. Στην συνέχεια γίνεται διαχωρισμός του δείγματος με την ίδια πορεία – κλαδιά εντός του δέντρου.

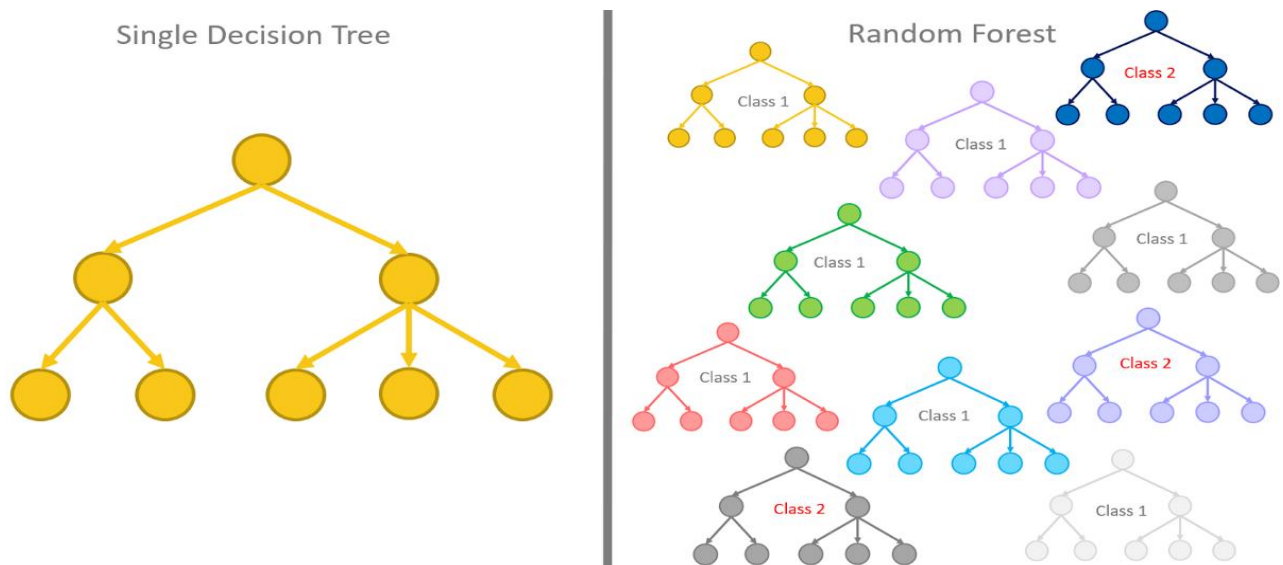
Η πορεία διαμόρφωσης των δέντρων γίνεται με την χρήση αλγορίθμων, όπου μεγάλο ρόλο παίζει η μεγιστοποίηση της εντροπίας στα υποσύνολα.

Το πρώτο δέντρο ταξινόμησης για την πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης εφαρμόστηκε το 1984 (Marais et al., 1984). Στην συνέχεια διεξήχθησαν και άλλες έρευνες με τη χρήση αλγορίθμων δέντρου ταξινόμησης οι οποίες ασχολήθηκαν με την πρόβλεψη πτωχεύσεων και με την αξιολόγηση πιστωτικών κινδύνων, ενώ έγινε και σύγκριση μεταξύ διάφορων

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

υποδειγμάτων για να βρεθεί ποιο υπόδειγμα καταλήγει στο καλύτερο αποτέλεσμα. (Tam and Kiang, 1992; Zhao et al., 2009).

Η δημιουργία ενός δέντρου ταξινόμησης προτείνεται σε πολλές περιπτώσεις, καθώς εφαρμόζεται εύκολα, οι κανόνες που δημιουργούνται μπορούν να γίνουν κατανοητοί εύκολα και γρήγορα από τον ανθρώπινο νου, βέβαια πάντα υπάρχει περίπτωση να εμφανιστεί ο κίνδυνος υπερβολικής προσαρμογής στα ευφυή υποδείγματα κάτι το οποίο δυσκολεύει το μοντέλο να παράγει σωστή ταξινόμηση για ένα διαφορετικό δείγμα εταιριών. Σύμφωνα με έρευνα του Kiang (2003), η αδυναμία αυτή μπορεί να καλυφθεί εάν υπάρχει μεγάλο δείγμα παρατηρήσεων στα δείγματά μας.



Εικόνα 2: Decision Trees, Πηγή: Analytics Vidhya

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4. ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

4.1. Η χρήση και η επιλογή των Χρηματοοικονομικών δεικτών (αριθμοδεικτών) στην πρόβλεψη της χρεοκοπίας.

Η χρήση των χρηματοοικονομικών δεικτών θεωρείται μια από τις πιο σημαντικές μεθόδους της χρηματοοικονομικής ανάλυσης και παρέχει βοήθεια στην αξιολόγηση και την ερμηνεία των οικονομικών στοιχείων των επιχειρήσεων. Μέσω των χρηματοοικονομικών δεικτών οδηγούμαστε στην εκτίμηση της δραστηριότητας των επιχειρήσεων και την πρόβλεψη μιας ενδεχόμενης πτώχευσης, θέματα για έρευνα και μελέτη που απασχολούν πολλούς ερευνητές στον επιστημονικό χώρο. Στις περισσότερες δημοσιευμένες έρευνες με θέμα την πρόβλεψη της χρεοκοπίας, περιλαμβάνονται οικονομικά στοιχεία των επιχειρήσεων με την μορφή των χρηματοοικονομικών δεικτών.

Για την κατασκευή κατηγοριών χρηματοοικονομικών δεικτών χρειάζεται η δημιουργία μιας απλής σχέσης ανάμεσα σε στοιχεία που αντλούνται από τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις. Η επιλογή των χρηματοοικονομικών δεικτών πρέπει να είναι τέτοια, ώστε όχι μόνο να γίνεται εύκολη περιγραφή των οικονομικών δραστηριοτήτων της επιχείρησης και της αποδοτικότητάς της αλλά και να δίνεται μεγάλη προσοχή καθώς οι δείκτες αυτοί θα περιλαμβάνονται σε υποδείγματα ως ανεξάρτητες μεταβλητές.

Η επιλογή των κατάλληλων δεικτών πρέπει να γίνεται με σκοπό την αποφυγή γραμμικής συσχέτισης μεταξύ τους. Σε αυτό συμβάλλει και η αποφυγή χρήσης ενός μεγάλου αριθμού αριθμοδεικτών καθώς υπάρχει περίπτωση να δημιουργηθούν προβλήματα πολυσυγγραμμικότητας.

Σε έρευνες που έχουν σκοπό την μελέτη και την πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης και όχι μόνο, κατά την διαδικασία της επιλογής των χρηματοοικονομικών δεικτών που θα χρησιμοποιηθούν, κρίνεται απαραίτητη η διαθεσιμότητα των δεδομένων ώστε να μπορούν να υπολογισθούν οι δείκτες για όλες τις επιχειρήσεις του δείγματος και για όλες τις χρονικές περιόδους που αναλύονται.

Τα κριτήρια με τα οποία πρέπει να γίνεται η επιλογή των χρηματοοικονομικών δεικτών είναι:

- Πρέπει να καλύπτονται όλα τα λειτουργικά χαρακτηριστικά της εταιρείας, όπως η ρευστότητα, η αποτελεσματικότητα, η αποδοτικότητα.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

- Κατά πόσο έχουν χρησιμοποιηθεί και αναλυθεί σε παρόμοιες μελέτες που έχουν γίνει σε άλλες χώρες και από διαφορετικούς αναλυτές.
- Κατά πόσο εμφανίζονται στην διεθνή βιβλιογραφία και πόσο χρησιμοποιούνται στην πράξη, όταν γίνεται η αξιολόγηση μιας επιχειρηματικής δραστηριότητας.

Με βάση τα δεδομένα που έχουμε στη διάθεσή μας, για την συγκεκριμένη μελέτη επιλέχθηκαν επτά χρηματοοικονομικοί δείκτες οι οποίοι περιγράφουν την οικονομική κατάσταση των επιχειρήσεων. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται οι δείκτες αυτοί ταξινομημένοι σε 3 κατηγορίες: α) Δείκτες Αποτελεσματικότητας, β) Δείκτες Κερδοφορίας, γ) Δείκτες Φερεγγυότητας. Παρόλο που στην πραγματικότητα υπάρχει ένα μεγάλο εύρος δεικτών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν, η επιλογή των κατάλληλων χρηματοοικονομικών δεικτών είναι ένα μεγάλο ζήτημα και η επιλογή τους διαφέρει σε κάθε ανάλυση. Εκτός από τους δείκτες απόδοσης των εταιρειών χρησιμοποιήθηκαν και τρεις δυϊκοί δείκτες δραστηριοτήτων (ένδειξη εισαγωγών, ένδειξη εξαγωγών και ένδειξη αντιπροσωπειών).

Δείκτες Αποτελεσματικότητας	Δείκτες Κερδοφορίας	Δείκτες Φερεγγυότητας
1) Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις x 365 / Κόστος Πωλήσεων (STL/CS)	1) Κέρδος προ φόρων/ Σύνολο Ενεργητικού (PBT/TA)	1) Γρήγορα περιουσιακά στοιχεία / Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις (QA/STL)
2) Απαιτούμενα x 365 / Πωλήσεις (AR/S)	2) Οικονομικά έξοδα / Πωλήσεις (FE/S)	2) Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο ενεργητικού (TL/TA)
3) Αποθέματα / Κόστος Πωλήσεων (I/C)		

Πίνακας 1: Οι οικονομικοί δείκτες της μελέτης

4.2. Χρηματοοικονομικοί Δείκτες

Αναφορικά και με τα δεδομένα του παραπάνω πίνακα, θα προχωρήσουμε σε μια πιο αναλυτική περιγραφή των χρηματοοικονομικών δεικτών αυτής της μελέτης.

4.2.1. Δείκτες Αποτελεσματικότητας Διαχείρισης

Οι δείκτες αποτελεσματικότητας διαχείρισης εφαρμόζονται με σκοπό να αναλυθεί πόσο καλά μια επιχείρηση διαχειρίζεται τα περιουσιακά της στοιχεία και τις υποχρεώσεις της. Ουσιαστικά, οι δείκτες αυτοί δείχνουν ότι όσο μεγαλύτερη είναι η αξία τους, τόσο πιο μεγάλη είναι και η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων της επιχείρησης. Στους δείκτες αποτελεσματικότητας σε αυτή τη μελέτη χρησιμοποιούνται οι λόγοι:

- i. Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις x 365 προς Κόστος Πωλήσεων (STL/CS), οποίος δείχνει την ταχύτητα πληρωμής των υποχρεώσεων.
- ii. Απαιτούμενα x 365 προς Πωλήσεις (AR/S), ο οποίος δείχνει την ταχύτητα είσπραξης των απαιτήσεων.
- iii. Και τέλος, ο λόγος Αποθέματα προς Κόστος Πωλήσεων (I/C).

4.2.2. Δείκτες Κερδοφορίας

Οι δείκτες κερδοφορίας εφαρμόζονται για να δείξουν κατά πόσο μια επιχείρηση μπορεί να παράγει κέρδη σε σχέση με τα έξοδα και τα κόστη που έχουν γίνει μέσα σε μια χρονική περίοδο. Σε αυτή τη μελέτη, οι δείκτες κερδοφορίας που χρησιμοποιούνται περιλαμβάνουν τους λόγους:

- i. Κέρδος προ φόρων προς Σύνολο Ενεργητικού (PBT/TA) ο οποίος μας δίνει τον δείκτη απόδοσης περιουσιακών στοιχείων. Στην ουσία ο δείκτης αυτός σχετίζεται αρνητικά με τον πιστωτικό κίνδυνο.
- ii. Χρηματοοικονομικά έξοδα προς τις πωλήσεις (FE/S), ο δείκτης αυτός σχετίζεται θετικά με την πιθανότητα αθέτησης υποχρεώσεων. Αυτή η αναλογία συγκρίνει τα χρηματοοικονομικά έξοδα μιας εταιρείας με τα έσοδα από τις πωλήσεις της. Βοηθά στην

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

αξιολόγηση του ποσού που ξοδεύει μια εταιρεία σε σχέση με τις πωλήσεις της, το οποίο δίνει πληροφορίες για την οικονομική υγεία της επιχείρησης.

4.2.3 Δείκτες Φερεγγυότητας

Τέλος, οι δείκτες φερεγγυότητας αναδεικνύουν ότι η αυξημένη ρευστότητα μειώνει τον πιστωτικό κίνδυνο. Κατά γενικό κανόνα, για να προσδιορίσει ο οικονομικός αναλυτής τη βραχυχρόνια οικονομική κατάσταση μιας επιχείρησης καθώς επίσης και την ικανότητά της να ανταποκρίνεται στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της, χρησιμοποιεί τους αριθμοδείκτες ρευστότητας. Η Φερεγγυότητα περιλαμβάνει δυο δείκτες που σχετίζονται με την ρευστότητα και τη χρηματοοικονομική μόχλευση των επιχειρήσεων:

- i. Γρήγορα περιουσιακά στοιχεία προς Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις (QA/STL), στην ουσία είναι ο αριθμοδείκτης της άμεσης ρευστότητας ο οποίος δείχνει πόσες φορές τα ταχέως ρευστοποιήσιμα στοιχεία της οικονομικής μονάδας (μετρητά, τραπεζικές καταθέσεις, απαιτήσεις) καλύπτουν τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις, μάλιστα ο αριθμοδείκτης αυτός είναι αρνητικός σε σχέση με τον πιστωτικό κίνδυνο.
- i. Συνολικές Υποχρεώσεις προς Σύνολο ενεργητικού (TL/TA), ο εν λόγω αριθμοδείκτης είναι θετικός σε σχέση με τον πιστωτικό κίνδυνο και παρέχει μια ένδειξη μακροπρόθεσμης φερεγγυότητας της επιχείρησης.

Στην συγκεκριμένη μελέτη, εκτός από τους χρηματοοικονομικούς δείκτες λαμβάνονται υπόψη και οι εξής παράγοντες που επηρεάζουν την λειτουργία μιας επιχείρησης:

- i. Ο Λογάριθμος των εργαζομένων (LOGE), είναι ένας δείκτης του μεγέθους μιας επιχείρησης ο οποίος από προηγούμενες μελέτες έχει αποδειχθεί ότι σχετίζεται αρνητικά με την πιθανότητα αθέτησης υποχρεώσεων.
- ii. Η Ένδειξη δραστηριότητας της επιχείρησης, όπου σε αυτή τη μελέτη σύμφωνα με την προσέγγιση μοντελοποίησης της ICAP, οι δραστηριότητες των επιχειρήσεων του δείγματος χαρακτηρίζονται από τις εξής μεταβλητές: δείκτης εξαγωγών (EXP), δείκτης εισαγωγών (IMP) και δείκτης αναπαράστασης (REPR), εταιρίες δηλαδή που είναι εγχώριοι μεταπωλητές προϊόντων ξένων εταιρειών.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Ο επόμενος πίνακας παρουσιάζει μερικά βασικά περιγραφικά στατιστικά στοιχεία για τους χρηματοοικονομικούς δείκτες που έχουν επιλεγθεί, για κάθε ομάδα παρατηρήσεων (πτωχευμένες ή μη πτωχευμένες) σύμφωνα με τα δεδομένα που έχουμε στη διάθεσή μας.

Κατηγορία	Μη πτωχευμένες					Πτωχευμένες			
	Μεταβλητές	2006	2007	2008	2009	2006	2007	2008	2009
Αποτελεσματικότητα	STL/CS	422,19	425,68	458,06	466,89	692,88	529,86	647,85	731,53
	AR/S	198,59	221,42	213,11	214,82	351,5	324,9	255,48	188,25
	I/CS	96,21	104,47	112,77	117,14	139,58	154,68	198,47	239,15
Κερδοφορία	PBT/TA	0,04	0,04	0,04	0,03	-0,04	-0,03	-0,03	-0,07
	FE/S	0,02	0,03	0,03	0,03	0,04	0,06	0,07	0,08
Φερεγγυότητα	QA/STL	1,11	1,13	1,14	1,23	0,81	0,87	0,86	0,84
	TL/TA	0,72	0,73	0,8	0,7	0,88	0,84	0,85	0,89

Πίνακας 2: Χρηματοοικονομικοί δείκτες ανά έτος και κατηγορία

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.ΕΠΙΛΟΓΗ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΠΡΑΚΤΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

5.1. Επιλογή δείγματος

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Σε αυτή τη μελέτη, το δείγμα που θα χρησιμοποιηθεί αποτελείται από 10.716 ελληνικές επιχειρήσεις του εμπορικού τομέα, για την περίοδο 2006-2009. Τα οικονομικά στοιχεία τα οποία αντλήθηκαν από τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις, ελήφθησαν από την χρηματοοικονομική βάση δεδομένων της ICAP, κορυφαίου παρόχου επιχειρηματικών πληροφοριών και συμβουλευτικών υπηρεσιών στην Ελλάδα.

Όλες οι επιχειρήσεις αυτού του δείγματος ταξινομούνται ως πτωχευμένες ή μη πτωχευμένες (defaulted or not defaulted) με βάση τον ορισμό της αθέτησης υποχρεώσεων, ή αλλιώς πτώχευσης, που χρησιμοποιεί η ICAP η οποία λαμβάνει υπόψη μια σειρά από γεγονότα που αφορούν την πτώχευση, όπως είναι η αδυναμία αποπληρωμής, κλπ.

Στον πίνακα 2 παρουσιάζεται ο αριθμός των παρατηρήσεων ανά έτος και κατηγορία. Τονίζεται εδώ ότι συνήθως για να εξάγουμε προβλέψεις για οποιοδήποτε έτος t , χρησιμοποιούμε όλα τα διαθέσιμα δεδομένα μέχρι το έτος $t-1$. Παρόλα αυτά, επιλέχθηκε η αντιμετώπιση του συγκεκριμένου προβλήματος υπό την σκοπιά της ταξινόμησης (classification) όπου κάθε έγγραφο των δεδομένων μας αποτελεί ένα ανεξάρτητο δεδομένο.

Έτη	Μη πτωχευμένες (Non defaulted)	Πτωχευμένες (Defaulted)	Σύνολο
2006	2.748	52	2.800
2007	2.846	53	2.899
2008	2.731	99	2.830
2009	2.143	44	2.187
Total	10.463	248	10.716

Πίνακας 3: Ο αριθμός των επιχειρήσεων ανά έτος και κατηγορία

5.2 Μοντέλα Πρόβλεψης της μελέτης

Στη μελέτη αυτή πρόκειται να χρησιμοποιηθεί το Λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας και από τα ευφυή υποδείγματα πρόβλεψης: α) τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και β) τα δέντρα αποφάσεων με πολλές συστάδες για την εύρεση του ικανότερου εκ των άνω υποδειγμάτων

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

ως προς την πρόβλεψη πτώχευσης των επιχειρήσεων. Όπως αναλύθηκαν και στην ενότητα 3, μια σύντομη περιγραφή για τα τρία αυτά υποδείγματα παρουσιάζεται ως κάτωθι:

Λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας

Όπως αναλύθηκε και στην ενότητα 3, το λογαριθμικό υπόδειγμα πιθανότητας είναι ένα στατιστικό μοντέλο που ανήκει στα υποδείγματα ποιοτικής επιλογής. Η μέθοδος αυτή υπολογίζει τις λογαριθμικές πιθανότητες της εξαρτημένης μεταβλητής και δημιουργήθηκε για να εκφράζει την πιθανότητα να συμβεί ένα γεγονός χρησιμοποιώντας προσαρμοσμένους αριθμοδείκτες.

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Στην ουσία είναι ένα σύστημα υπολογιστή το οποίο αποτελείται από ένα δίκτυο διασυνδεδεμένων μονάδων που ονομάζονται τεχνητοί νευρώνες. Αποτελείται από ένα στρώμα εισόδου όπου σε κάθε κόμβο αντιστοιχεί και ένα χαρακτηριστικό. Το τελευταίο στρώμα είναι το στρώμα εξόδου, όπου οι κόμβοι του είναι πάντα ίσοι με τις κατηγορίες ταξινόμησης. Ανάμεσα τώρα στα στρώματα εισόδου και εξόδου εντοπίζονται και κρυμμένα στρώματα που αποτελούνται και αυτά από κόμβους. Σε κάθε κόμβο, δημιουργείται ένα ‘κρυφό’ χαρακτηριστικό ως συνδυασμός των χαρακτηριστικών εισόδου του εκάστοτε κόμβου. Στα πολυστρωματικά δίκτυα Perceptron (Multi-layer Perceptron) όπου χρησιμοποιούνται και στην παρούσα εργασία, ο συνδυασμός αυτός είναι ένα γραμμικός συνδυασμός των χαρακτηριστικών, όπου ακολουθείται η εφαρμογή μιας μη-γραμμικής συνάρτησης. Αυτή η συνάρτηση ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function).

Δέντρα Αποφάσεων

Τα Δέντρα Αποφάσεων είναι μια κατηγορία αλγορίθμων όπου σκοπός τους είναι η εξαγωγή ενός πρωτοκόλλου (ακολουθία ερωτήσεων/κριτηρίων) με αυτόματο τρόπο. Λεπτομερέστερα, κάθε στιγμή επιλέγεται το χαρακτηριστικό όπου παρέχει την μεγαλύτερη αύξηση στην ικανότητα κατηγοριοποίησης του εκάστοτε πρωτοκόλλου και έπειτα, επιλέγεται ένα όριο για τον διμερή καταμερισμό των δεδομένων. Πλέον, κάθε δεδομένο υπάγεται σε μια από τις δύο κατηγορίες βάσει του ορίου καταμερισμού που επιλέχθηκε. Σε συνέχεια και για κάθε

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

υποπερίπτωση επαναλαμβάνεται η διαδικασία εύρεσης του πιο “χρήσιμου” χαρακτηριστικού και του αντίστοιχου ορίου. Η διαδικασία τερματίζεται είτε σύμφωνα με ένα προκαθορισμένο βάθος του δέντρου (μέγεθος της ακολουθίας αποφάσεων) είτε έως ότου όλα τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης κατανεμηθούν επιτυχώς.

Η πρώτη απόφαση όπου επιλέγεται το πρώτο και πιο σημαντικό χαρακτηριστικό και αντίστοιχο όριο ονομάζεται κόμβος ρίζας (root node) του δέντρου. Κάθε επόμενη απόφαση ονομάζεται κόμβος και η τελική απόφαση όπου γίνεται και η κατανομή ονομάζεται κόμβος φύλλο (leaf node). Μια οποιαδήποτε διαδρομή που αποτελείται από κόμβους με προσανατολισμό που ορίζεται από τον κόμβο ρίζα έως τους κόμβους φύλλα ονομάζεται κλαδί (branch).

5.3. Περιγραφή του πειράματος και του κώδικα

Στόχος της χρήσης των παραπάνω υποδειγμάτων είναι η εύρεση του καλύτερου δυνατού μοντέλου ταξινόμησης, το οποίο θα εντοπίζει τις εταιρείες που θα χρεοκοπήσουν παίρνοντας ως είσοδο τις τιμές των χρηματοοικονομικών δεικτών και των δεικτών δραστηριότητας. Για τα συγκεκριμένα μοντέλα δεν χρησιμοποιήθηκε η χρονική πληροφορία. Πιο συγκεκριμένα, κάθε περίπτωση επιχείρησης ταξινομείται σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά εισόδου, χωρίς γνώση της ιστορίας της.

Τα μοντέλα που αναπτύσσονται στην συγκεκριμένη μελέτη είναι υλοποιημένα με τη γλώσσα προγραμματισμού Python και με την χρήση των βιβλιοθηκών NumPy για αριθμητικές πράξεις και scikit-learn, όπου παρέχεται ολοκληρωμένο και αυτοματοποιημένο πλαίσιο εργασίας για τα μοντέλα που περιγράφηκαν προηγουμένως, και θα χρησιμοποιηθούν στην παρούσα εργασία.

Καθώς το συγκεκριμένο πρόβλημα ορίστηκε ως ένα πρόβλημα ταξινόμησης, η σύγκριση μεταξύ μοντέλων που αντιμετωπίζουν αυτό το πρόβλημα επιτρέπεται μέσω μετρικών συναρτήσεων (metric functions). Αυτές οι συναρτήσεις δέχονται ως είσοδο την πραγματική τιμή (ground-truth label) και τιμή πρόβλεψης (predicted label) του εκάστοτε μοντέλου. Ως έξοδο, έχουν μια τιμή όπου υποδηλώνει την ποιότητα της μοντελοποίησης.

5.3.1. Μετρικές αξιολόγησης ταξινομητών (Classification Metrics)

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Στην μηχανική μάθηση (machine learning) η ταξινόμηση (classification) είναι η πρόβλεψη της τάξης στην οποία ανήκουν τα δεδομένα εισόδου. Για παράδειγμα, εάν 20 επιχειρήσεις (δεδομένα εισόδου) είναι πτωχευμένες (μια κατηγορία) ή μη πτωχευμένες (άλλη κατηγορία). Κατά την κατασκευή ενός συστήματος ταξινόμησης χρειάζεται να δημιουργήσουμε έναν τρόπο να αξιολογούμε την απόδοση του ταξινομητή και να έχουμε μετρήσεις (metrics) αξιολόγησης που θα μας δείχνουν την πραγματική απόδοση αυτού του ταξινομητή.

Στην μελέτη αυτή χρησιμοποιείται η δυαδική ταξινόμηση (binary classification) όπου ο αριθμός των κλάσεων είναι δυο (πτωχευμένες ή μη πτωχευμένες εταιρείες) και εξετάζονται τέσσερις από τις πιο γνωστές και χρησιμοποιούμενες μετρήσεις:

Accuracy (ACC): $ACC = (TP+TN) / (P+N)$

Ο πιο απλός τρόπος μέτρησης της απόδοσης ταξινομητών. Η ακρίβεια (accuracy) είναι η αναλογία πραγματικών αποτελεσμάτων μεταξύ του συνολικού αριθμού των εξεταζόμενων υποθέσεων.

Precision: (PPV): $PPV = TP / (TP+FP)$

Η Ακρίβεια (Precision) είναι μια επιλογή μέτρησης αξιολόγησης που χρησιμοποιείται όταν θέλουμε να είμαστε πολύ σίγουροι για την πρόβλεψή μας. Υποδεικνύει τις σωστές θετικές προβλέψεις, δηλαδή πόσες πτωχευμένες εταιρείες υπάρχουν μέσα στις ταξινοποιημένες περιπτώσεις στην κατηγορία των πτωχευμένων εταιρειών.

Recall = (TP) / (TP+FN)

Η Ανάκληση (Recall) έχει τις ίδιες αρχές με την Ακρίβεια (Precision), αλλά εστιάζει στα ψευδώς αρνητικά αντί στα ψευδώς θετικά. Αποτελεί μια έγκυρη επιλογή όταν θέλουμε να έχουμε όσο το δυνατόν περισσότερα θετικά στοιχεία. Για παράδειγμα, εάν θέλουμε να προβλέψουμε μια ασθένεια, θέλουμε να πιάσουμε την ασθένεια ακόμα και αν δεν είμαστε πολύ σίγουροι.

F1= 2 * (precision*recall)/ precision +recall

Η επιλογή μέτρησης F1 είναι ο αριθμός μεταξύ 0 και 1 και αποτελεί τον μέσο όρο ακρίβειας και ανάκλησης. Η συγκεκριμένη μετρική έρχεται ως αντιπαράθεση στην μετρική accuracy

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

έτσι ώστε να παρέχει πιο εμπειριστατωμένη αντιπροσώπευση των λαθών που μπορεί να γίνουν. Επί παραδείγματι, υπάρχει περίπτωση το φαινόμενο που εξετάζεται να είναι αρκετά σπάνιο και επομένως, να υπάρχει μια εξαιρετική ασυμμετρία στην διαθεσιμότητα δεδομένων. Έτσι και σε ακραία περίπτωση, το μοντέλο μπορεί να αποτυγχάνει να βρει τις εξαιρετικά σπάνιες περιπτώσεις αλλά να πετυχαίνει πάντα να βρίσκει ορθά τις περιπτώσεις όπου δεν είναι σημασίας. Άρα, θα υπάρχει αρκετά μεγάλος αριθμός επιτυχημένων προβλέψεων εξόδου αλλά όχι της εξόδου που είναι πραγματικά ενδιαφέροντος. Δηλαδή, αν υπάρχουν διαθέσιμα 1000 δεδομένα όπου 990 είναι αρνητικά και 10 θετικά και το μοντέλο μας προβλέπει και τα 1000 ως αρνητικά, η ακρίβεια θα είναι 99% και εσφαλμένα. Το παρόν πρόβλημα ανήκει σε αυτήν την κατηγορία.

5.3.2. Μήτρα σύγχυσης (Confusion Matrix)

Η μήτρα σύγχυσης είναι από τα πιο ισχυρά εργαλεία της μηχανικής μάθησης, καθώς παρέχει στους ερευνητές λεπτομερείς πληροφορίες για την απόδοση ενός μοντέλου ταξινόμησης (ταξινομητή) σε σχέση με το σύνολο δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα, είναι ένας πίνακας που παρουσιάζει και συγκρίνει τις πραγματικές τιμές με τις προβλεπόμενες τιμές του μοντέλου. Τα στοιχεία των πινάκων σύγχυσης στην δική μας μελέτη περίπτωσης περιλαμβάνουν:

1. Αληθώς Θετικά (TP-True Positive): Είναι ο αριθμός των πτωχευμένων επιχειρήσεων που ορθά προβλέφθηκαν ως πτωχευμένες.
2. Ψευδώς Αρνητικά (FN –False Negative): Είναι ο αριθμός των πτωχευμένων επιχειρήσεων που λανθασμένα προβλέφθηκαν ως μη πτωχευμένες.
3. Ψευδώς Θετικά (FP-False Positive): Είναι ο αριθμός των μη πτωχευμένων επιχειρήσεων που λανθασμένα προβλέφθηκαν ως πτωχευμένες.
4. Αληθώς Αρνητικά (TN-True Negative): Είναι ο αριθμός των μη πτωχευμένων επιχειρήσεων που ορθά προβλέφθηκαν ως μη πτωχευμένες.

5.4. Κανονικοποίηση (Normalization) και MinMax Κλίμακα (MinMaxScaler)

Τα χαρακτηριστικά είναι ανομοιογενή και λόγω της αδυναμίας γνώσης μονάδων μέτρησης από τον υπολογιστή δημιουργείται πρόβλημα στην σύγκριση τους. Ως αποτέλεσμα θα υπάρξει η ασύμμετρη “προσοχή” του δικτύου σε χαρακτηριστικά όπου οι τιμές τους είναι αρκετά μεγάλες.

Για να αποφευχθεί το παραπάνω πρόβλημα, προτείνεται η χρήση ενός αλγορίθμου κανονικοποίησης (normalization) όπου οι τιμές των εκάστοτε χαρακτηριστικών θα υποστούν μετασχηματισμό σύμφωνα με μια συνάρτηση 1-1 (ένα προς ένα). Επομένως, τα χαρακτηριστικά θα έχουν πλέον τιμές που θα είναι στο ίδιο περίπου διάστημα και θα είναι συγκρίσιμες έτσι ώστε να μην υπάρχει εγγενής πόλωση (bias) του εκάστοτε αλγορίθμου Μηχανικής Μάθησης.

Για την κανονικοποίηση των δεδομένων της μελέτης αυτής χρησιμοποιείται η μέθοδος Min-Max Scaling. Η συγκεκριμένη μέθοδος εξαγάγει την μέγιστη και ελάχιστη τιμή κάθε χαρακτηριστικού ξεχωριστά, σύμφωνα με τα δεδομένα εισόδου. Έπειτα, δημιουργεί νέα, κανονικοποιημένα χαρακτηριστικά σύμφωνα με:

$$x_n = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$$

όπου x_n είναι η νέα τιμή του χαρακτηριστικού, x είναι η τιμή που είχε το χαρακτηριστικό πριν την κανονικοποίηση και x_{\max} , x_{\min} είναι η μέγιστη και ελάχιστη τιμή που βρέθηκε στα δεδομένα εκπαίδευσης για το υπό κανονικοποίηση χαρακτηριστικό.

5.5. Επεξήγηση διαδικασίας δημιουργίας δεδομένων Training & Testing.

Ο διαχωρισμός των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης (training) και δοκιμών (testing) είναι σημαντικό μέρος για την αξιολόγηση των μοντέλων εξόρυξης δεδομένων. Συνήθως, κατά την διαδικασία διαχωρισμού ενός συνόλου δεδομένων σε training και testing τα πιο πολλά δεδομένα χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και ένα πιο μικρό μέρος των δεδομένων χρησιμοποιείται για τις δοκιμές.

Οι υπηρεσίες ανάλυσης παίρνουν ως δείγμα τυχαία τα δεδομένα για να διαφυλάξουν ότι τα σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών είναι παρεμφερή. Με τη χρήση παρόμοιων δεδομένων για training και testing γίνεται ελαχιστοποίηση των επιπτώσεων των αποκλίσεων δεδομένων και γίνεται καλύτερη κατανόηση των χαρακτηριστικών των μοντέλων.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Μόλις γίνει η επεξεργασία ενός μοντέλου με τη χρήση των σετ εκπαίδευσης γίνεται δοκιμή του μοντέλου πραγματοποιώντας προβλέψεις σε σύγκριση με το σετ δοκιμής. Δεδομένου ότι τα δεδομένα στο σετ δοκιμών συμπεριλαμβάνουν ήδη γνωστές τιμές για τα χαρακτηριστικά που θέλουμε να προβλέψουμε, είναι εύκολο να προσδιοριστεί εάν αυτά που εικάζεται το μοντέλο είναι ορθά.

Σε προκαταρκτικά πειράματα χρησιμοποιήθηκε τυχαίος διαμοιρασμός των δεδομένων σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου σύμφωνα με την ομοιόμορφη κατανομή. Η συγκεκριμένη επιλογή οδήγησε σε αποτελέσματα που δεν ήταν ικανοποιητικά, παρόλο την υψηλή τιμή της μετρικής accuracy. Το συγκεκριμένο φαινόμενο είναι αποτέλεσμα λόγω της εξαιρετικά μεγάλης διαθεσιμότητας δεδομένων μη-πτωχευμένων επιχειρήσεων (περίπου 10.000 διαθέσιμα δεδομένα) και πτωχευμένων επιχειρήσεων (περίπου 250 διαθέσιμα δεδομένα). Η παραπάνω ασυμμετρία, σε συνδυασμό με την τυχαία επιλογή δεδομένων για την διαμόρφωση δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου οδηγεί στο να μην υπάρχουν αρκετά δεδομένα πτωχευμένων επιχειρήσεων στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Για να αποφευχθεί το παραπάνω πρόβλημα, πρώτα επιλέγονται 80% των δεδομένων πτωχευμένων επιχειρήσεων και έπειτα επιλέγεται ένα τμήμα των αντίστοιχων δεδομένων μη-πτωχευμένων επιχειρήσεων. Παρομοίως, αν επιλεγεί να προστεθεί ασύμμετρα μεγάλος αριθμός των τελευταίων δεδομένων, το δίκτυο δεν θα μπορέσει να διακρίνει τις πραγματικά χρήσιμες περιπτώσεις. Για αυτό τον λόγο, προστίθενται 600 δείγματα μη-πτωχευμένων επιχειρήσεων έτσι ώστε να διαμορφωθεί ένα σύνολο εκπαίδευσης με αναλογία πτωχευμένων και μη-πτωχευμένων δεδομένων 1-προς-3. Τα υπόλοιπα δεδομένα και από τις δύο κατηγορίες, συμπεριλαμβάνονται στο σύνολο ελέγχου.

5.6. Επεξήγηση διαδικασίας εκπαίδευσης

Τρία μοντέλα έχουν επιλεγεί για την παρούσα εργασία, η λογιστική παλινδρόμηση (logistic regression), τα δέντρα απόφασης (decision tree) και το πολυστρωματικό δίκτυο Perceptron (multi-layer Perceptron ή MLP).

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, χρησιμοποιήθηκε το πακέτο scikit-learn όπου παρέχει υλοποιήσεις των παραπάνω αλγορίθμων.

Χρησιμοποιήθηκαν οι υπερ-παράμετροι που είναι διαθέσιμες ως οι αρχικές (default) τιμές των μοντέλων αυτών. Τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης για κάθε μοντέλο και το εκάστοτε

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

σύνολο παρατίθενται στον πίνακα 6, όπου αναγράφονται αναλυτική η τιμές της εκάστοτε μετρικής.

Classifier name	Training or test set	Number of training samples	Number of non healthy companies in dataset	True Positives	True Negatives	False Positives	False Negatives	Precision	Recall	F1 Score	Accuracy
logistic regression	Training	800	200	75	554	46	125	0,619834711	0,375	0,46728972	0,78625
logistic regression	Testing	9916	48	16	9076	792	32	0,01980198	0,333333333	0,037383178	0,916901977
multi-layer perceptron	Training	800	200	37	579	21	163	0,637931034	0,185	0,286821705	0,77
multi-layer perceptron	Testing	9916	48	7	9482	386	41	0,017811705	0,145833333	0,031746032	0,956938282
decision tree	Training	800	200	200	600	0	0	1	1	1	1
decision tree	Testing	9916	48	21	8138	1730	27	0,011993147	0,4375	0,023346304	0,822811618

Πίνακας 4: Αποτελέσματα ακρίβειας ταξινόμησης ανά ταξινομητή (classifier)

5.7. Επεξήγηση Αποτελεσμάτων Ταξινόμησης

Παρατηρώντας τα δεδομένα επιβεβαιώνεται το πόρισμα ότι η μετρική accuracy δεν είναι η κατάλληλη για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Σημειώνεται ότι τα μοντέλα έχουν accuracy μεγαλύτερο του 77%, όπου όπως αναφέρθηκε τα δέντρα αποφάσεων έχουν ακρίβεια 100%. Σημειώνεται ότι αυτή η τιμή έχει παραχθεί επειδή έχει επιλεγθεί να γίνει ταξινόμηση κάθε στοιχείου κατά την εκπαίδευση.

Κατά την εκπαίδευση, παρατηρείται ότι εκτός από το δέντρο απόφασης υπάρχει αδυναμία εξαγωγής των πτωχευμένων επιχειρήσεων, όπου επιτυγχάνεται επιτυχής αναγνώριση 37,5% (75/200) και 18,5% (37/200) πτωχευμένων περιπτώσεων (True Positives) από τα μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης και πολυστρωματικού δικτύου Perceptron αντίστοιχα. Παρόλα αυτά, παρατηρείται ότι υπάρχει ικανοποιητική αναγνώριση των μη-πτωχευμένων επιχειρήσεων.

Στην αντίπερα όχθη, παρατηρείται ότι η επίδοση των 2 αυτών μοντέλων κληρονομείται και στο σύνολο ελέγχου όπου υπάρχει περίπου η ίδια περίπου συμπεριφορά. Στην συγκεκριμένη

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

περίπτωση, παρατηρείται ότι το πολυστρωματικό μοντέλο Perceptron έχει μείωση περίπου 50% στις επιχειρήσεις που ήταν μη-πτώχευμένες αλλά τις προέβλεψε ότι θα είναι πτώχευμένες.

Η συγκεκριμένη συμπεριφορά δεν παρατηρείται στις αντίστοιχες σωρευτικές μετρικές, όπου φαίνεται το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης να υπερνικά το πολυστρωματικό σε όλες σχεδόν τις μετρικές, εκτός από το Precision - Training και το Accuracy - Testing.

Στην συνέχεια, το δέντρο απόφασης έχει την μεγαλύτερη τιμή Recall καθώς βρίσκει 43,75% των πτώχευμένων τιμών. Το συγκεκριμένο θετικό χαρακτηριστικό συνοδεύεται από το αρνητικό του συγκεκριμένου μοντέλου ως προς το ότι βρίσκει 1730 μη-πτώχευμένες επιχειρήσεις ως πτώχευμένες.

Συμπερασματικά, παρατηρείται ότι δεν υπάρχει πραγματικά ικανοποιητική απόδοση σε κάποιο από αυτά τα μοντέλα με τις αρχικά επιλεγμένες υπερ παραμέτρους. Παρόλα αυτά, μπορεί να διακριθεί το μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης ως το πιο ικανό, διότι έχει σημειώσει την μεγαλύτερη ικανότητα γενίκευσης σε σύγκριση με τα υπόλοιπα δύο. Το συγκεκριμένο φαίνεται από την υπεροχή τους σε σχέση με όλες τις μετρικές εκτός από το Accuracy - Testing, όπου είναι καλύτερο το πολυστρωματικό δίκτυο Perceptron και το Recall - Testing όπου είναι καλύτερο το δέντρο απόφασης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ ΚΑΙ ΕΠΟΜΕΝΑ ΒΗΜΑΤΑ

Η πτώχευση των επιχειρήσεων είναι ένα γεγονός που έχει απασχολήσει πολλούς ερευνητές. Ο προσδιορισμός των αιτιών που προκαλούν την πτώχευση όσο και η δημιουργία καταλλήλων υποδειγμάτων, αποτελούν σημαντικά θέματα που έχουν σκοπό την όσο πιο έγκαιρη πρόβλεψη μιας ενδεχόμενης πτώχευσης. Παρά τις προσπάθειες που έχουν γίνει τα τελευταία χρόνια, η πτώχευση συνεχίζει να συμβαίνει και να επιφέρει δυσάρεστες συνέπειες τόσο για την ίδια την επιχείρηση όσο και για αυτούς που την αποτελούν.

Όπως αναλύθηκε και από το κεφάλαιο 5, είναι ασφαλές να παρατηρηθεί ότι το πρόβλημα ταξινόμησης πτώχευσης επιχειρήσεων είναι ένα πρόβλημα αρκετά πολύπλοκο και χαρακτηρίζεται από ασυμμετρία αριθμού δεδομένων κάθε περίπτωσης. Το συγκεκριμένο πόρισμα προκύπτει από την αδυναμία των μοντέλων, εκ των οποίων τα δέντρα απόφασης είναι εξαιρετικά ευπροσάρμοστα.

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Παρόλα αυτά, είναι κρίσιμο το να αναφερθεί ότι κρίσιμη είναι η επιλογή των υπερ παραμέτρων κάθε αλγορίθμου. Συνήθως γίνεται εκπαίδευση του ίδιου μοντέλου με ένα προκαθορισμένο πλήθος διαφορετικών τιμών για κάθε υπερ παράμετρο γνωστή και ως Grid-Search.

Ακόμα, το συγκεκριμένο πρόβλημα απαιτεί διαφορετική αντιμετώπιση των False Positive και False Negative καθώς είναι προτιμότερο να μειωθεί η τιμή των τελευταίων. Σε περίπτωση όπου γίνει αυτό, τότε θα είναι σίγουρο ότι παρόλο που το μοντέλο έχει προβλέψει αρκετά μεγάλο αριθμό ψευδών πτωχευμένων επιχειρήσεων, κάποιες από αυτές θα είναι σίγουρα. Το παραπάνω σημειώνεται καθώς η πρακτική εφαρμογή τέτοιων μοντέλων θα γίνει σε περιβάλλον πρόβλεψης και επομένως, θα υπάρχει και η ανάλογη ανάλυση της χρηματοοικονομικής κατάστασης της επιχείρησης όπου έχει κριθεί ως επικίνδυνη. Άρα, το συγκεκριμένο μοντέλο θα χρησιμεύσει ως μια διαδικασία επιλογής του ποιες επιχειρήσεις είναι χρήσιμο να αναλυθούν περαιτέρω.

Για να γίνει εισαγωγή της προηγούμενης λογικής κατά την εκπαίδευση των δικτύων, μπορεί να εισαχθεί μια παράμετρος βαρύτητας στις δύο επιλογές και να τονιστεί ότι αναμένεται κατά την εκπαίδευση να γίνει επιτυχής εύρεση των πτωχευμένων επιχειρήσεων, με πιθανή ανταλλαγή στην αύξηση των False Positives.

Παράλληλα, είναι σημαντικό να τονιστεί ότι υπάρχουν και άλλα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για τέτοιου είδους προβλήματα και κυρίως οι τεχνολογίες των ομάδων (ensemble). Στις προηγούμενες, αντί να γίνει εκπαίδευση ενός μόνο μοντέλου, γίνεται παράλληλη εκπαίδευση πολλών και η τελική πρόβλεψη προκύπτει ως η απόφαση όπου είναι σύμφωνο το μεγαλύτερο ποσοστό αυτών των μοντέλων. Αναφέρεται χωρίς να γίνει λεπτομερής ανάλυση των τεχνολογιών bagging και boosting για την δημιουργία μεγάλου πλήθους δεδομένων όπου εκπαιδεύονται σε διαφορετικό τμήμα των δεδομένων εκπαίδευσης παράλληλη ή σειριακά αυξάνεται κατά ένα το σύνολο των μοντέλων αντίστοιχα.

Τέλος, πρέπει να γίνει μια πρότερη ανάλυση των χαρακτηριστικών και της προβλεπτικής τους δύναμης ως προς την εξαρτημένη μεταβλητή. Το συγκεκριμένο βήμα ονομάζεται εξαγωγή σημαντικότητας χαρακτηριστικών (feature importance). Επίσης, είναι σημαντικό να χρησιμοποιηθεί η γνώση επί του προβλήματος ώστε να εξακριβωθεί αν κάποια από τα χαρακτηριστικά είναι γραμμικά συσχετιζόμενα και να εξαλειφθούν ή και να συνδυαστούν.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

7.1. ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Άρνης Ι. Νικόλαος (2018), Διδακτορική Διατριβή «Οι Χρεοκοπίες Μικρού ή Μεγάλου Μεγέθους Επιχειρήσεων: Συγκριτική εφαρμογή τεχνικών πρόβλεψης»,
2. Διαμάντης Π. Φ. – Α.Α. Δράκος «Σημειώσεις στο Μάθημά Ειδικά Θέματα Χρηματοδοτικής Διοίκησης» 6ο ΣΕΤ ΣΗΜΕΙΩΣΕΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ ΚΙΝΗΣΗΣ.
3. «Εισαγωγή στην ανάλυση με τη χρήση αριθμοδεικτών», Διάλεξη Πάντειου Πανεπιστημίου Κοινωνικών και Πολιτικών Επιστημών.
4. Ελληνική Ένωση Τραπεζών, Νομοθεσία για την αφερεγγυότητα, Ν.4738/2020.
5. Ι. Ψαρράς – Χ. Δούκας: «Χρηματοοικονομική ανάλυση & αριθμοδείκτες»
6. Ινστιτούτο Εργασίας ΓΕΣΕΕ, «Εργασιακά Θέματα. Πτώχευση των επιχειρήσεων και οι επιπτώσεις στις εργασιακές σχέσεις», Οκτώβριος 2016, σ. 3.
7. Κοτσίρης, Λ. (2008), Πτωχευτικό Δίκαιο, Έβδομη έκδοση (Εκδόσεις Σάκκουλα). Ψυχομάνης, Σ. (2017), Πτωχευτικό Δίκαιο – Έκδοση Ζ' (Εκδόσεις Σάκκουλα).
8. Λαζαρίδου Π. Αικατερίνη (2013), Διδακτορική Διατριβή «Υποδείγματα Πρόβλεψης των εταιρικών πτωχεύσεων, Διερεύνηση της χρήσης γενικών ή κλαδικών υποδειγμάτων».
9. Νόμος Ν. 3588/2007.
10. Πλατής Ε. Νόμος 4738/2020: Πτώχευση
11. Icap Group A.E (2011). Μεθοδολογία Απόδοσης Αξιολογήσεων Πιστοληπτικής Ικανότητας, www.icap.gr/Images/ICAP%20Group%20-%20Μεθοδολογία%20Απόδοσης%20Αξιολογήσεων%20Πιστοληπτικής%20Ικανότητας.pdf, Πρόσβαση 11/02/2012

7.2. ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

1. Argenti John (1976), "Corporate planning and corporate collapse", Long Range Planning, Vol.9, Nom 6, pp.12-17.
2. Argenti, J. (1976). Corporate Collapse: the causes and symptoms, McGraw-Hill: pp 121.
3. Altman I. IE. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", The Journal of Finance, Vol.23, No 4, pp. 589-609.
4. Altman I. E. (1983), "The success of business failure prediction models. An international survey", Journal of Banking and Finance, Vol. 8, pp. 171-198
5. Altman .E, Haldeman R. and Narayanan P. (1977), "Zeta Analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations", Journal of Banking and Finance, Vol. 1, pp. 29 – 54
6. Appetiti S.(1984), "Identifying unsound firms in Italy, An attempt to use trend variables", Journal of Banking and Finance, Vol. 8, No 2, pp.269 – 279.
7. Berryman Joyce (1983), "Small business failure and bankruptcy: A survey of the literature", European Small Business Journal, Vol 1, No 4, pp. 47-59.
8. Beaver H. William (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failure", Journal of Accounting Research, Vol. 4, pp. 71-111.
9. Berkson, J. (1944). "Application of the logistic function to bio-assay", Journal of the American Statistical Association 39: pp 357-65
10. Cochran, W., G (1964). "On the performance of linear discriminant function", Technometrics, Vol 6: pp 179-190.
11. Charitou A., Neophytou E and Charalambous C. (2004), "Predicting corporate failure: empirical evidence for the U.K", European Accounting Review, Vol 13, No 3, pp. 465-497.
12. Collins A. R. and R.D. Grenn (1982), "Statistical methods for bankruptcy forecasting", Journal of Economics and Business, Vol. 34, No.4, pp. 349-354.
13. Dambolena I. G. and S. J. Khoury (1980), "Ratio stability and corporate failure", The Journal of Finance, Vol. 35, No 4, 1017-1026.
14. Deakin, E.B. (1972), "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure" Journal of Accounting Research, Vol. 10, No. 1, pp. 167 – 179.
15. Diakomihalis M., Chytis E. and Gouda K. (2017), "Prediction ability of Altman model for bankruptcy in Greek enterprises", International Conference on Business and Economics, Hellenic Open University, 21-22 April 2017, Athens Greece.
16. E. Protopapadakis et al. (2019) "Sample selection algorithms for credit risk modelling through data mining techniques", Int. J. Data mining, Modelling and Management, Vol. 11, No. 2, 2019

17. Edmister O. Robert(1972), “An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction” , The Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 7, No 2, pp. 1477 – 1493.
18. Fitzpatrick J. Paul (1932), “A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms”, The Certified Public Accountant(October, November, December), pp. 598 – 605, 656 – 662 and 727 – 731
19. Fisher, R., A. (1935). “The use of multiple measurements in taxonomic problems”, Annals of Eugenics, No 7: pp 179-188
20. Gerantonis, N. and K., Vergos, A., G., Christopoulos (2009). “Can Altman Z-score Models Predict Business Failures in Greece?”, Research journal of International Studies, Is 12.
21. Harrap’s(1988), “Dictionary of Business and Finance”, Harrap’s Reference, London.
22. Hayden Evelyn (2003), “Are credit scoring models sensitive with respect to default definitions? Evidence from the austrian market”, Dissertation paper, University of Vienna Austria, pp. 1-43
23. Jones, S. and D., A., Hensher (2007). “Modelling corporate failure: A multinomial nested logit analysis for unordered outcomes”, The British Accounting Review 39: pp 89–107
24. Klein, J. (2000). “Corporate failure by design: why organization are built to fail, Westport, Connecticut: Quorum Books
25. Kotsiantis S., E. Koumanakos, D. Tzelepis, and V. Tampakas (2006), Financial Application of Neural Networks: Two case studies in Greece”, in Kollias S. and Stafylopatis, W. Duch, E. Orka, ICANN 2006, Part II, LNCS 4132
26. Kosmidis, K. and M., Venetaki, A. Stavropoulos, K., Terzidis (2011). “Predicting financial distress in Greek business: A viability factors perspective”, MIBES 2011, pp 250-262.
27. Lo W. Andrew (1986), “Logit versus Discriminant Analysis: A Specification Test and an Application to Corporate Bankruptcy”, Journal of Econometrics, Vol. 31, pp. 151-178.
28. Mayer, A., P. and H., W., Pifer (1970). “Prediction of Bank Failures”, The Journal of Finance, Vol 25: ppm853-868.
29. Martin D. (1977), “Early warning of bank failure: A logit regression approach”, Journal of Banking and Finance, Vol.1, pp. 249-276.
30. Martens, D., Vanthienen, J., Verbeke, W. and Baesens, B. (2011) ‘ Performance of classification models from a user perspective’, Decis. Support Syst., Vol. 51, No. 4, pp.782-793.

31. Merwin Charles L.(1942), “Financing Small Corporations: In Five Manufacturing Industries” , New York National Bureau of Economic Research, pp. 1926 – 1931.
32. Moses Douglas and Liao Shu(1987), “On developing models for failure prediction”, Journal of Commercial Bank Lending, Vol. 69, pp. 27 – 38
33. Marais, L., M. and J., M., Patell, M., A., Wolfson (1984). “The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications”, Journal of Accounting Research, Vol 22: pp 87-114
34. Nemmer E.(1976), “Dictionary of Economics and Business Littlefield Adams,
35. Ooghe, H. and Ch., Van Wymeersch (1995), Traite d’ analyse financiere, 6th edition, Kluwer Editions Juridiques
36. Odom M.D. and Sharda R. (1990), “A Neural Model for bankruptcy prediction”, Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, San Diego C.A, pp. 1163-1168.
37. Ohlson, J. A. (1980), “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy” Journal of Accounting Research, Vol. 18, No. 1, pp. 109 – 131.
38. Pozzolo, A.D., Caelen, O. and Bontempi, G. (2015) ;When is undersampling effective in unbalanced classification tasks?’ in Mach. Learn. Knowl. Discov. Databases, pp.200-215, Springer, Cham, DOI: 10.1007/978-3-319-23528-8-13
39. Papanastasopoulos, G.A. et al., 2016. The accrual anomaly in the Greek stock market. Investment Management and Financial Innovations, 13(2-2), pp.321–333
40. Smith Raymon F. and Arthur. H. Winakor(1935), “Changes in the financial Structure of unsuccessful industrial corporations”, Urbana University of Illinois, Bureau of Business Research, Bulletin No 51
41. Thornhill S. and T. Amit (2003), “ Learning about failure: Bankruptcy, firm age and the resource – based view”, Organization Science, Vol. 14, No 5,pp. 497-509.
42. Theodosiou, P. (1991). “Alternative Models of Assessing the Financial Condition of Business in Greece”, Journal of Business and Finance 18: pp 697-720.
43. Tam Kar Yan and Kiang Melody Y. (1992), “Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions”, Management Science, Vol. 38, No 7, pp. 926-947.
44. Totowa, N. Jersey.
45. Train, K. (2003). Discrete Choice Methods with Simulation. Cambridge University Press, Cambridge

46. Whitaker, S., J. (1997). “Use of Stepwise Methodology in Discriminant Analysis”,
47. Wall Alexander (1919), “Study of Credit Barometrics”, Federal Reserve Bulletin, Vol 5, pp. 229-243, March 1919.
48. Wruck H. K.(1990), “Financial Distress, Reorganization and Organizational Efficiency”, Journal of Financial Economics, Vol. 27, Issue 2, pp. 419 – 444.
49. . Zmijewski, M., E. (1984). “Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models”, Journal of Accounting Research 22: pp 59-82

7.3. ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΕΣ

[https://www.statistics.gr/el/statistics/-/publication/SJU21/-](https://www.statistics.gr/el/statistics/-/publication/SJU21/)

<http://dlib.statistics.gr/portal/page/portal/ESYE/>

<https://www.wikipedia.org/>

<https://www.didaktorika.gr/eadd/>

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ
ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΕΟΚΟΠΙΑΣ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ
ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

