



**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΑ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΑ  
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΠΡΟΗΓΜΕΝΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΥ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ  
ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΕΤΑΙΡΙΩΝ**

**ΤΟΥ**

**ΛΑΖΑΡΙΔΗ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΥ**

**ΜΗΤΡΩΟ:mae23003**

**Επιβλέπων καθηγητής: Παντελίδης Θεολόγος**

**Θεσσαλονίκη, Σεπτέμβριος 2023**

## Περιεχόμενα

Περίληψη.....	iv
Εισαγωγή.....	1
Η διαδικασία της αποτυχίας.....	2
Ορισμός της έννοιας.....	2
Οικονομική ερμηνεία της αποτυχίας.....	2
Παράγοντες αποτυχίας.....	4
Εσωτερικοί παράγοντες.....	5
Εξωτερικοί παράγοντες.....	5
Τεχνικές μοντελοποίησης προεπιλεγμένου κινδύνου.....	7
Μονομεταβλητά μοντέλα.....	9
Διακριτική ανάλυση.....	10
Λογιστική παλινδρόμηση.....	11
Καθοριστικοί παράγοντες της επιχειρηματικής αποτυχίας.....	13
Μοντέλα που βασίζονται σε χρηματοοικονομικούς δείκτες.....	14
Μοντέλα που βασίζονται σε μεταβλητές της αγοράς.....	17
Μοντέλα που βασίζονται σε ταμειακές ροές.....	18
Χρηματοοικονομικοί δείκτες: οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μεταβλητές.....	19
Μοντέλο ALTMAN Z' SCORE.....	20
Υπολογισμός Z-score πτωχευμένων εταιρειών ή εταιρειών όπου έχει αναστολή των μετοχών τους από το χρηματιστήριο.....	20
Έννοιες πιστωτικής βαθμολογίας.....	29
5.1 Διαδικασία κατασκευής μοντέλου Scoring.....	30
5.2. Ο καθορισμός του κριτηρίου αστοχίας.....	30
Επιλογή της τεχνικής που θα χρησιμοποιηθεί.....	31
Λογιστική παλινδρόμηση.....	32
Πρόβλεψη χρεοκοπίας με τη χρήση της DataEnvelopmentAnalysis (DEA).....	34

Μεθοδολογία και Δεδομένα.....	36
Μεταβλητές εισόδου .....	38
Μεταβλητές εξόδου.....	38
Έξυπνες τεχνικές.....	40
Εξειδικευμένα συστήματα.....	40
Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα .....	41
Φάση Εισαγωγής.....	42
Φάση Μεταφοράς.....	44
Μαθησιακή φάση .....	44
Γενετικοί Αλγόριθμοι .....	45
Αποτελέσματα υπολογισμού με νευρωνικά δίκτυα .....	45
Συμπεράσματα .....	49
Βιβλιογραφία .....	52

## Περίληψη

Κατά την εκπόνηση της παρούσας πτυχιακής εργασίας θα πραγματοποιηθεί μία σύγκριση των βασικών μεθόδων εκτίμησης πιθανότητας πτώχευσης και βιωσιμότητας εταιριών. Για την αξιολόγηση τους θα χρησιμοποιηθούν, εκτός από την κλασική μέθοδο ALTMAN, και μέθοδοι υπολογιστικής νοημοσύνης.

- Ο πρώτος τρόπος πραγματοποιείται με τη χρήση της κλασικής μεθόδου ALTMAN και των τροποποιήσεων που αυτή έχει δεχθεί με την πάροδο των ετών
- Ο δεύτερος τρόπος κάνει χρήση των μεθόδων υπολογιστικής νοημοσύνης με βασικές τη μέθοδο Περιβάλλουσας Ανάλυσης Δεδομένων (DEA) καθώς και την μέθοδο κατηγοριοποίησης με την χρήση των νευρωνικών δικτύων

Δεδομένα των εταιρειών που θα χρησιμοποιηθούν, αποτελούν οι δημοσιευμένοι, βάσει νόμου, σε εφημερίδες και διαδίκτυο, ισολογισμοί και αριθμοδείκτες. Παρουσίαση των συμπερασμάτων, των αποτελεσμάτων και της αξιοπιστίας κάθε μεθόδου, θα πραγματοποιηθεί στο κεφάλαιο Συμπεράσματα.

## Εισαγωγή

Το μεγάλο ενδιαφέρον που έδειξαν οι ερευνητές για την πτώχευση επιχειρήσεων από το έργο του FitzPatrick (1932) δικαιολογείται από την ανάγκη προστασίας των πιστωτών σε ένα πλαίσιο αυξανόμενων περιπτώσεων των πτωχευμένων επιχειρήσεων και αποτέλεσμα την αύξηση χρεών (Refait -Alexander, 2004). Οι επιχειρηματίες και οι εργαζόμενοί τους είναι αναμφίβολα τα πρώτα θύματα της πτώχευσης, γιατί θα σταματήσει την οικονομική δραστηριότητα με την οποία συνδέονται στενά. Όμως οι παρενέργειες μετά την πτώχευση εταιρείας και με την περίπλοκη αλληλεπίδραση που έχει με το περιβάλλον της οικονομικό και κοινωνικό, είναι πιθανό να έχει πιο καταστροφικές συνέπειες για όλους τους εταίρους της. Στο προσκήνιο των οποίων βρίσκονται οι πιστωτές, ιδιαίτερα οι πιο εύθραστοι που μπορούν να παρασυρθούν σε αυτή την εξαφάνιση. Έμμεσα, ειδικά όταν η εταιρική αποτυχία επηρεάζει μια εταιρεία με μεγάλη επιρροή στο περιβάλλον της. Στο τέλος, η χρεοκοπία θα μπορούσε να υπονομεύσει την οικονομική ανάπτυξη επειδή σηματοδοτεί το τέλος μιας επιχειρηματικής περιπέτειας χωρίς την οποία είναι αδύνατο για μια οικονομία να ελπίζει ότι μπορεί να επιβιώσει και να αναγεννηθεί (VanCaillie και Dighaye, 2002).

Ο στόχος της πρόβλεψης της χρεοκοπίας και του περιορισμού των συνεπειών της δικαιολογεί την τεράστια βιβλιογραφία που είναι αφιερωμένη σε αυτό το θέμα. Οι He και Kamath (2006) υποστηρίζουν ότι από τα μοντέλα αναφοράς του Beaver (1966) και του Altman (1968), έχουν γίνει πολλές τροποποιήσεις και επιτάσεις στα μοντέλα πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας. Αυτά τα μοντέλα χρησιμοποιούνται για τους ακόλουθους σκοπούς:

- τη μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου ως μέρος της τιμολόγησης των τραπεζικών προϊόντων,
- τον υπολογισμό των ελάχιστων τραπεζικών κεφαλαιακών απαιτήσεων και
- την αξιολόγηση της μέτρησης του συστημικού κινδύνου.

Ο στόχος αυτής της εργασίας είναι να παρουσιάσει μια συνθετική ανάλυση της υπάρχουσας έρευνας σχετικά με μελέτες που είναι αφιερωμένες στην πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας. Αυτό το κεφάλαιο θα αιτιολογήσει επίσης τους συμβιβασμούς που πρέπει να γίνουν (διατηρείται ορισμός, επιλογή μεταβλητών και στατιστικές μέθοδοι) κατά το σχεδιασμό των μοντέλων στα επόμενα κεφάλαια. Στη δεύτερο μέρος θα προσπαθήσουμε να ορίσουμε πρώτα την έννοια της αποτυχίας και μετά να διερευνήσει τις κύριες αιτίες του που αναφέρονται στη βιβλιογραφία. Το τρίτο μέρος δίνει έμφαση στην ποικιλία των τεχνικών

ταξινόμησης που χρησιμοποιούνται. Και τέλος, το τελευταίο μέρος εξετάζει τους καλύτερους προγνωστικούς παράγοντες της επιχειρηματικής αποτυχίας.

## Η διαδικασία της αποτυχίας

### Ορισμός της έννοιας

Παρά τον σημαντικό αριθμό δημοσιεύσεων και έρευνας για την πτώχευση επιχειρήσεων, δεν υπάρχει ακόμη ομόφωνα αποδεκτός ορισμός για την ακριβή περιγραφή του φαινομένου της αποτυχίας (Guilhot, 2000; Koenig, 1985b). Οι Ooghe και Van Wymeersch (1996) διακρίνουν μεταξύ δύο βασικών σημασιών για να ορίσουν αυτήν την έννοια: η μία είναι οικονομική και η άλλη νομική.

### Οικονομική ερμηνεία της αποτυχίας

Σύμφωνα με μια καθαρά οικονομική αντίληψη, μια εταιρεία θεωρείται ότι έχει αθέτηση υποχρεώσεων όταν η οικονομική της κερδοφορία δεν επαρκεί για να αποζημιώσει το κόστος του απασχολούμενου κεφαλαίου. Για τον Gresse (2003), η οικονομική αποτυχία μεταφράζεται σε αρνητική προστιθέμενη αξία. Αυτή η κατάσταση γενικά προκύπτει όταν η εταιρεία δεν έχει ανταγωνιστικό πλεονέκτημα που της επιτρέπει να αυξήσει τις πωλήσεις της ή όταν δεν ελέγχει το κόστος παραγωγής και λειτουργίας της που επηρεάζει αρνητικά το λειτουργικό της αποτέλεσμα (Bescos, 1989). Στο πλαίσιο αυτό, η εταιρεία πρέπει να αποτελέσει αντικείμενο στρατηγικής αξιολόγησης και επανεξέτασης της συνολικής λειτουργίας για να βγει από το αδιέξοδο και να αποφύγει την είσοδο σε καθοδικό σπινάλ αποτυχίας (Crutzen and Van Caillie, 2009).

Οι μοχλοί στους οποίους πρέπει να ενεργήσει η εταιρεία για να βελτιώσει την οικονομική της απόδοση είναι:

- Το λειτουργικό περιθώριο προχωρά μέσω της μείωσης του κόστους παραγωγής, της αναδιοργάνωσης των εργασιών για αύξηση της παραγωγικότητας και της αύξησης του όγκου πωλήσεων. Η μακροπρόθεσμη αύξηση των πωλήσεων προκύπτει από την ανάπτυξη προϊόντων ή/και δραστηριοτήτων, την κατάκτηση νέων αγορών και την ενίσχυση των ανταγωνιστικών πλεονεκτημάτων.
- Η βελτίωση του ρυθμού κύκλου εργασιών του επενδυμένου κεφαλαίου πηγάζει αφενός από την ελαχιστοποίηση του WCR, που προκύπτει από τη μείωση του χρόνου ροής των αποθεμάτων και της πίστωσης πελατών και από την αύξηση των πιστώσεων

προμηθευτών, και αφετέρου από το μερίδιο αποεπένδυσης σε άχρηστες δραστηριότητες ή δραστηριότητες που καταστρέφουν την αξία·

- Από οικονομική άποψη, η εταιρεία πρέπει να βρει τον βέλτιστο συνδυασμό της χρηματοοικονομικής της δομής (ίδια κεφάλαια και χρέος) για να ελαχιστοποιήσει το κόστος κεφαλαίου της (Cherif και Dubreuille, 2005).

Αντιστρόφως, η οικονομική αποτυχία θα μπορούσε να συμβάλει στην περεταίρω επιδείνωση της οικονομικής θέσεως της εταιρίας, η οποία εκδηλώνεται με την αδυναμία να τηρηθούν οι βραχυπρόθεσμες δεσμεύσεις με τα διαθέσιμα περιουσιακά στοιχεία (Beaver, 1966· Malécot, 1981a). Ο Séverin (2006) θεωρεί ότι οι οικονομικές δυσκολίες εμφανίζονται όταν η ικανότητα δανεισμού της εταιρείας επιτυγχάνεται ή ακόμη και υπερβαίνει τις δυνατότητες της εταιρίας. Η διακοπή πληρωμών αποτελεί μέρος μιας σταδιακής διαδικασίας προς την πτώχευση (LEVRATTO, 2011· OogheandPrijsker, 2008). Εσωτερικά, μια αδέξια διαμόρφωση της στρατηγικής της εταιρείας, καθώς και η άγνοια των παραγωγικών διαδικασιών, η ανικανότητα των διευθυντών και του προσωπικού της εταιρείας είναι όλοι οι παράγοντες που συντελούν στο ξεκινήσουν τη διαδικασία της πτώχευσης. Οι περιορισμοί του εξωτερικού περιβάλλοντος, που εκφράζονται από ανταγωνιστική πίεση, μια οικονομική ύφεση και η περιορισμένη πρόσβαση στη χρηματοδότηση μπορούν επίσης να ξεκινήσουν την καθοδική πορεία της εταιρίας. Φυσικά, μια τέτοια εξέλιξη δηλαδή η επιδείνωση της οικονομικής κατάστασης της εταιρίας επηρεάζει τις οικονομικές επιδόσεις της εταιρείας και κατά συνέπεια την ικανότητά της να τηρεί τις δεσμεύσεις της έναντι των εταίρων της. Η αφερεγγυότητα οδηγεί σε επαναλαμβανόμενα περιστατικά αθέτησης πληρωμών και είναι η αιτία για την έναρξη της πτωχευτικής διαδικασίας. Ωστόσο, πρέπει να σημειωθεί ότι όλες οι εταιρείες, λόγω των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών τους (ηλικία, μέγεθος, επιχειρηματικός τομέας, ιστορία και παρελθόν κ.λπ.), δεν βιώνουν την ίδια μοίρα, αν και έχουν συγκρίσιμες επιδόσεις στην αρχή (Argenti, 1976).

#### *Νομική ερμηνεία αθέτησης υποχρεώσεων*

Το συνδυασμένο αποτέλεσμα της οικονομικής και χρηματοοικονομικής αποτυχίας οδηγεί την επιχείρηση σε νομική αποτυχία (Casta and Zerbib, 1979). Μια εταιρεία καθίσταται επίσημα αφερέγγυα όταν υποβάλλεται σε διαδικασία συλλογικής διαχείρισης ή δικαστικής εκκαθάρισης.

Η αίτηση πτώχευσης μπορεί να κατατεθεί από τον ίδιο τον οφειλέτη, από τους πιστωτές του ή από τον Εισαγγελέα. Σε περίπτωση κατάθεσης από τους πιστωτές ή τον εισαγγελέα, ο οφειλέτης πρέπει να κλητεύονται 15 ημέρες πριν από τη δικάσιμο.

Σε μια προσέγγιση πρόβλεψης, η πλειονότητα των προηγούμενων μελετών βασίζεται σε έναν νομικό ορισμό της έννοιας της πτώχευσης να γίνει σαφής διάκριση των ορίων μεταξύ επιχειρήσεων που αποτυγχάνουν και υγιών εταιρειών. Ο Refait-Alexandre (2004) υπογραμμίζει ότι ο διαχωρισμός μεταξύ αυτών των δύο ομάδων εταιρειών είναι ένα ευαίσθητο πρόβλημα, που ενδέχεται να βλάψει την φερεγγυότητα του δείκτη αποτυχίας (πτώχευσης). Οι Balcaen και Ooghe (2006) αναφέρουν ότι τα κλασικά μοντέλα πρόβλεψης αστοχίας έχουν ορισμένους περιορισμούς, ιδίως επειδή βασίζονται σε έναν αυθαίρετο ορισμό της αποτυχίας (πτώχευσης). Στην εμπειρική βιβλιογραφία, αναφέρονται αρκετοί ορισμοί της αποτυχίας.

Οι περισσότεροι από αυτούς χρησιμοποίησαν τον νομικό ορισμό της αποτυχίας(Charitou, Neophytou et Charalambous, 2004; Daubie και Meskens, 2002; Mselmi, Lahiani and Hamza, 2017).Ο νομικός ορισμός της αποτυχίας είναι δημοφιλής επειδή παρέχει ένα αντικειμενικό κριτήριο που καθιστά εύκολο τον διαχωρισμό των δύο επιχειρηματικών ομάδων. Επιπλέον, καθιστά δυνατή την αντικειμενική χρονολόγηση της στιγμής της αποτυχίας.

Άλλα μοντέλα βασίζονται σε ένα κριτήριο οικονομικής δυσπραγίας (Douplos et Zorounidis, 1999;Platt et Platt, 2002) ή σε ένα γεγονός όπως η αθέτηση πληρωμής(Gepp et Kumar, 2015; Repullo,Saurina et Trucharte, 2010). Σύμφωνα με τον ορισμό που υιοθέτησαν οι τράπεζες, για παράδειγμα, στις περισσότερες περιπτώσεις μια εταιρεία θεωρείται αθέτηση πληρωμής εάν καθυστερήσει περισσότερες από 90 ημέρες σε σχέση με τις συμβατικές της υποχρεώσεις. Η ποικιλία αυτών των ορισμών δείχνει την έλλειψη συναίνεσης μεταξύ των ερευνητών για το πώς να κατανοήσουν την έννοια της αποτυχίας. Επομένως, η αυθαίρετη επιλογή ενός ορισμού μπορεί να έχει αρνητικές συνέπειες στο μοντέλο πρόβλεψης.

### Παράγοντες αποτυχίας

Η ανεπάρκεια κερδοφορίας θεωρείται συνήθως ως η αρχή της επιδείνωσης της οικονομικής υγείας μιας εταιρείας. Όπως αναφέραμε προηγουμένως, η πτώση του λειτουργικού περιθωρίου, μετά από στρατηγικές και διαχειριστικές αποφάσεις που ελήφθησαν υπό τους περιορισμούς του μακροοικονομικού περιβάλλοντος, είναι η αιτία αυτής της ανεπάρκειας (Ooghe καιWAYEAERT, 2004). Ως εκ τούτου, οι λόγοι της οικονομικής αποτυχίας σχετίζονται τόσο με τα χαρακτηριστικά της εταιρείας (ηλικία, μέγεθος, δομή, στρατηγική και



τρόπος διακυβέρνησης κ.λπ.) όσο και με το εξωτερικό της περιβάλλον (οικονομική κατάσταση, ανταγωνιστικές πιέσεις, αλλαγές στο ρυθμιστικό πλαίσιο κ.λπ.).

#### Εσωτερικοί παράγοντες

Η απόδοση μιας εταιρείας εξαρτάται από τον επιχειρηματικό κίνδυνο - δηλαδή, την ικανότητα του επιχειρηματία να προβλέψει σωστά την εξέλιξη της αγοράς του (Gaskill, Van Auken and Manning, 1993). και να λάβουν τις πιο πιθανές αποφάσεις για να εξασφαλίσουν τη βιωσιμότητα της επιχείρησής τους. Τα λάθη διαχείρισης, ιδιαίτερα αυτά που σχετίζονται με την πρόβλεψη της ζήτησης, είναι οι κύριες αιτίες αποτυχίας, καθώς επηρεάζουν άμεσα το επίπεδο των «ταμειακών ροών» που επιτυγχάνουν οι εταιρείες (Blazy, 2000). Η λύση συνίσταται στη δημιουργία προληπτικών στρατηγικών στις εταιρείες που εγγυώνται ανθεκτικότητα στη συνεχή μετάλλαξη του μακροοικονομικού περιβάλλοντος (Guilhot, 2000). Το ανταγωνιστικό πλεονέκτημα είναι φυσικά προϋπόθεση βιωσιμότητας για κάθε εταιρεία, αλλά πρέπει να διατηρηθεί με σχετική διαμόρφωση στρατηγικών - σε επίπεδο τεχνολογικών, οικονομικών επιλογών, πολιτικής προϊόντων κ.λπ. - λαμβάνοντας υπόψη το περιβάλλον της εταιρείας. Επιπλέον, η ανταπόκριση στις μακροοικονομικές αλλαγές απαιτεί μια ανάθεση εξουσίας εντός της εταιρείας, προκειμένου να επιτρέπεται σε κάθε εργαζόμενο να λάβει, στο επίπεδό του, τις αποφάσεις που είναι απαραίτητες για την επίλυση του προβλήματος όσο το δυνατόν γρηγορότερα. Εν ολίγοις, η πρόβλεψη, ο προγραμματισμός, η ανταπόκριση, η ανάθεση εξουσίας, η ικανότητα του προσωπικού και η εμπειρία του μάνατζερ είναι όλοι εσωτερικοί παράγοντες που δικαιολογούν την αποτυχία μιας εταιρείας (Baldwin and Gray, 1997; Keasey and Watson, 1987; Ooghe and WAYYAERT, 2004).

#### Εξωτερικοί παράγοντες

Πολλοί ερευνητές ενοχοποιούν τους στρατηγικούς και διαχειριστικούς παράγοντες που είναι εγγενείς στις δεξιότητες και την εμπειρία του επιχειρηματία (Thornhill και Amit, 2003) ως ουσιαστικές αιτίες αποτυχίας. Θα πρέπει, ωστόσο, να αναγνωριστεί ότι η πτώχευση επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από το μακροοικονομικό περιβάλλον (Bunn and Redwood, 2003b· Figlewski, Frydman and Liang, 2012· Pesaran et al., 2006). Σε ένα πλαίσιο που χαρακτηρίζεται από αυξανόμενη ανεργία και αυξημένη αβεβαιότητα για το οικονομικό περιβάλλον, τα νοικοκυριά προτιμούν να δημιουργούν προληπτικές αποταμιεύσεις παρά να καταναλώνουν. Αυτή η πτωτική τάση της συνολικής ζήτησης των νοικοκυριών, σε περιόδους στρες, είναι πιθανό να αποδυναμώσει τη βιωσιμότητα ορισμένων επιχειρήσεων. Μπροστά σε αυτή την ανησυχητική κατάσταση, Οι επενδύσεις φαίνεται να αποτελούν ζωτική αναγκαιότητα που επιτρέπει στις εταιρείες να εφαρμόζουν καινοτόμες στρατηγικές

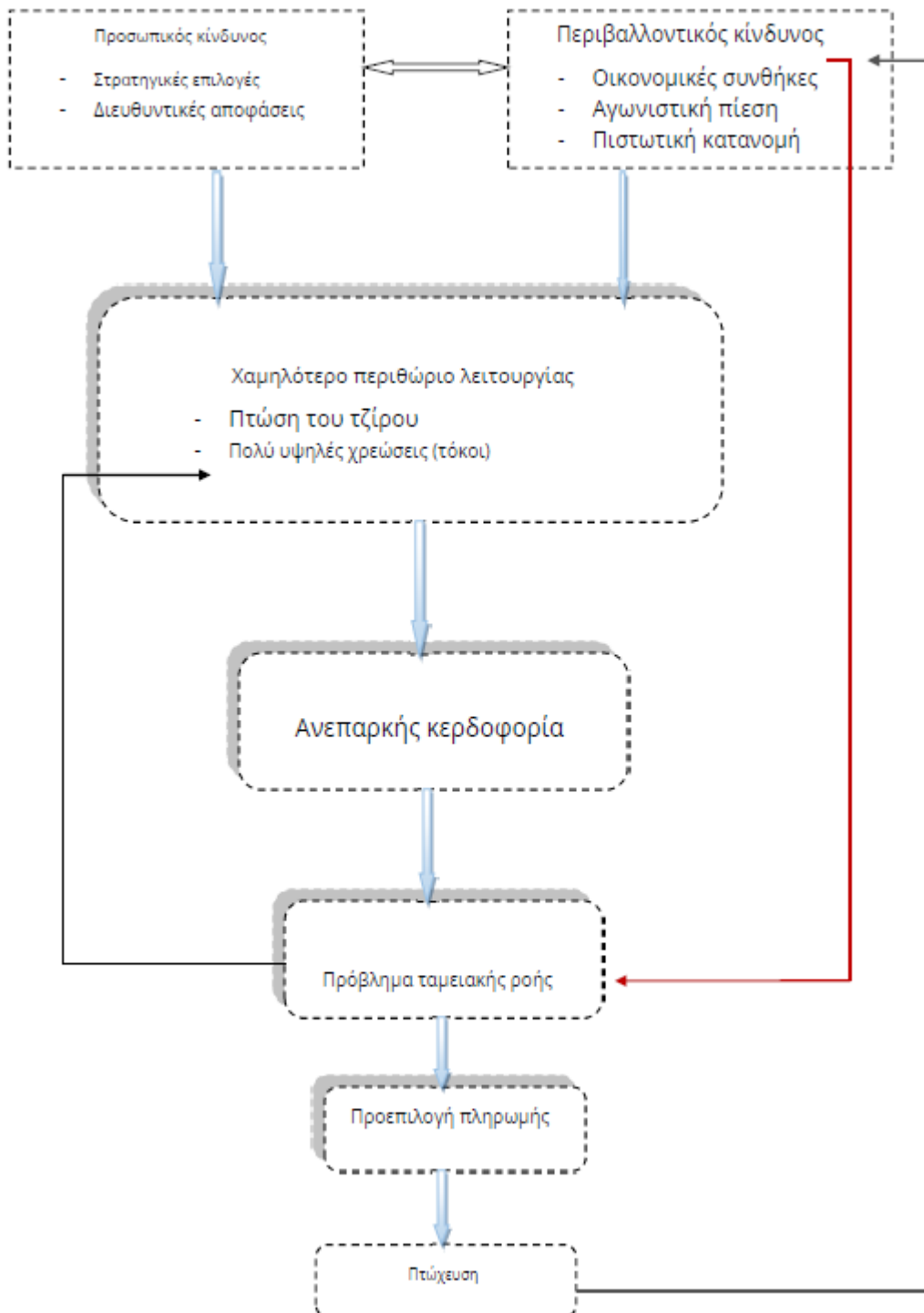
προκειμένου να προσαρμοστούν στις νέες απαιτήσεις της αγοράς τους. Ωστόσο, σε μια περίοδο ύφεσης όπου η φερεγγυότητα εταιρειών είναι πιο αμφίβολη, οι τράπεζες προτιμούν να δεσμεύουν πιστώσεις αντί να αναλαμβάνουν να χορηγούν δάνεια υψηλού κινδύνου. Ένα πρόβλημα της αγοράς που σχετίζεται με την αυστηροποίηση των τραπεζικών συνθηκών μπορεί να οδηγήσει την εταιρεία σε κατάσταση αφερεγγυότητας όπου δεν είναι

πλέον σε θέση να ανταποκριθεί σε τακτική βάση στις απαιτήσεις που της υποβάλλουν οι διάφοροι εταίροι της (ArtusandLecointe, 1991 BredartandLevratto , 2018· JonssonandFridson, 1996· KoopmanandLucas,2005).

Συμπερασματικά, αυτή η ανάλυση των αιτιών που ενισχύουν την οικονομική αποτυχία της εταιρείας έχει διπλό ενδιαφέρον:

- επιτρέπει την καλύτερη κατανόηση των σταδίων της διαδικασίας επιδείνωσης της κατάστασης της εταιρείας.
- καθιστά δυνατή την αιτιολόγηση και την καθοδήγηση μιας σειράς διορθωτικών μέτρων.

Οι κύριοι παράγοντες αποτυχίας που σχετίζονται με τις ελλείψεις της ομάδας διαχείρισης, καθώς και με το οικονομικό περιβάλλον της εταιρείας, παρουσιάζονται στο Σχήμα 1.



**Σχήμα 1** *Αιτίες επιχειρηματικής αποτυχίας*

### Τεχνικές μοντελοποίησης προεπιλεγμένου κινδύνου

Από την πρωτοποριακή εργασία των Beaver (1966) και Altman (1968), πολλές μελέτες έχουν προσπαθήσει να αναπτύξουν μοντέλα ικανά να εντοπίζουν έγκαιρα τα συμπτώματα των δυσκολιών μιας εταιρείας. Κοινός στόχος όλων αυτών των μελετών είναι η επιλογή, μέσω

στατιστικής επεξεργασίας, των χρηματοοικονομικών δεικτών που συμβάλλουν στη σημαντική διαφοροποίηση μεταξύ των δύο κατηγοριών εταιρειών (υγιείς εταιρείες και εταιρείες που πτωχεύουν). Η καθιέρωση μιας σταθερής σχέσης μεταξύ αυτών των δεικτών καθιστά στη συνέχεια δυνατό τον προσδιορισμό εάν κάποια επιχείρηση ανήκει σε μία από τις δύο καθορισμένες ομάδες εκ των προτέρων. Σύμφωνα με την υπάρχουσα βιβλιογραφία, οι μελέτες αφιερωμένες στη μοντελοποίηση επιχειρηματικής αποτυχίας μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις κατηγορίες. Οι πρώτες μελέτες χρησιμοποίησαν κυρίως ανάλυση διάκρισης (discriminant analysis) (Altman, 1968; Deakin, 1972; Gutzeit et Yozzo, 2011; Li et Rahgozar, 2012) για να δημιουργήσουν μια συνάρτηση βαθμολογίας για να διακρίνουν τις υγιείς εταιρείες από τις εταιρείες που πτωχεύουν. Αντιμέτωποι με τις περιοριστικές υποθέσεις που σχετίζονται με αυτήν την προσέγγιση, άλλοι συγγραφείς έχουν στραφεί σε μοντέλα που βασίζονται σε πιθανότητες υπό όρους, όπως το μοντέλο logit and probit (Gentry, Newbold et Whitford, 1985· Ohlson, 1980· Zavgren, 1983). Τέλος, η τρίτη κατηγορία μελετών χρησιμοποιεί ανάλυση επιβίωσης (Bharath et Shumway, 2008; Duffie, Saita et Wang, 2007; Gepp et Kumar, 2015; Shumway, 2001 β) Αυτή η μέθοδος καθιστά δυνατό να ληφθεί υπόψη η εξέλιξη της οικονομικής υγείας της εταιρείας με την πάροδο του χρόνου, σε αντίθεση με τις δύο πρώτες μεθόδους που αναπτύχθηκαν από δεδομένα από την περίοδο που προηγείται άμεσα του συμβάντος αποτυχίας (LeClere, 2000). Ωστόσο, λόγω των δυσκολιών που σχετίζονται με τις κλασικές στατιστικές μεθόδους, έχουν αναπτυχθεί άλλες μέθοδοι που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη. Αυτά περιλαμβάνουν, μεταξύ άλλων, εξειδικευμένα συστήματα και τεχνικές νευρωνικών δικτύων (Chen et Du, 2009· Shin et Lee, 2002· Wilson et Sharda, 1994). Αναλύοντας 128 μεθόδους στατιστικής και τεχνητής νοημοσύνης που εφαρμόζονται στην πρόβλεψη αποτυχίας τραπεζών και επιχειρήσεων, οι Kumar et Ravi (2007) υποστηρίζουν ότι το σύστημα νευρωνικών δικτύων είναι η πιο δημοφιλής μέθοδος μεταξύ των τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης. Σύμφωνα με τον Jardin (2009), υπάρχουν σήμερα περισσότερες από πενήντα τεχνικές που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη επιχειρηματικής αποτυχίας.

Σύμφωνα με το έργο του Morris (1997), οι Adnan Aziz et Dar (2006) προσφέρουν μια πλήρη βιβλιογραφική ανασκόπηση με στόχο να διευκρινιστεί η επιλογή του μοντέλου στην εμπειρική πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας. Η εξέτασή τους αποκαλύπτει ότι οι τρεις κατηγορίες μοντέλων που μελετήθηκαν έχουν συγκρίσιμη προγνωστική ισχύ, αν και οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης αποδίδουν ελαφρώς καλύτερα από τα στατιστικά και θεωρητικά μοντέλα. Επιπλέον, αναφέρουν επίσης ότι οι στατιστικές μέθοδοι,

συμπεριλαμβανομένης της διακριτικής ανάλυσης και της υλικοτεχνικής ανάλυσης, είναι οι πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες στη μοντελοποίηση του κινδύνου πτώχευσης. Αυτά τα αποτελέσματα επιβεβαιώνονται από τη μελέτη των Jackson et Wood (2013). Στην αξιολόγησή τους, αυτοί οι συγγραφείς ανέλυσαν τη συχνότητα εμφάνισης τεχνικών πρόβλεψης σε προηγούμενες μελέτες. Η μέθοδος ανάλυσης διάκρισης είναι μακράν η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη από τις κλασικές στατιστικές μεθόδους, ακολουθούμενη από τη μέθοδο λογιστικής παλινδρόμησης και τις τεχνικές νευρωνικών δικτύων. Δεδομένου του σημαντικού αριθμού μεθόδων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη επιχειρηματικής αποτυχίας, δεν είναι δυνατό να καταρτιστεί εξαντλητικός κατάλογος όλων των μελετών που πραγματοποιήθηκαν σε αυτό το πλαίσιο.

### Μονομεταβλητά μοντέλα

Αν και οι πρώτες απόπειρες χρήσης οικονομικών δεικτών για την πρόβλεψη επιχειρηματικής αποτυχίας χρονολογούνται από το έργο των FitzPatrick (1932) και Merwin (1942), ο Beaver (1966) ήταν ο πρωτοπόρος στη δοκιμή των προγνωστικών ικανοτήτων των μεμονωμένων δεικτών για τις υγιείς εταιρείες και εταιρείες που αποτυγχάνουν. Για να το κάνει αυτό, ανέπτυξε το μοντέλο του σε ένα δείγμα που αποτελείται από 79 πτωχευμένες εταιρείες και 79 υγιείς εταιρείες μεταξύ 1954 και 1964. Σύμφωνα με αυτή τη μελέτη, είναι ενδιαφέρον να σημειωθεί ότι μια εταιρεία θεωρείται ότι αποτυγχάνει σε μία από τις τρεις περιπτώσεις που ακολουθούν :

- αίτηση πτώχευσης,
- αδυναμία εκπλήρωσης των δεσμεύσεών της,
- παρουσία σημαντικής υπερανάλιψης

Με βάση μια σειρά οικονομικών δεικτών που επιλέχθηκαν σύμφωνα με την επανάληψή τους στη βιβλιογραφία, Ο Beaver έχει ορίσει ένα βέλτιστο όριο για κάθε αναλογία για να ταξινομήσει τις εταιρείες σε μία από δύο προκαθορισμένες ομάδες. Έτσι, οποιαδήποτε εταιρεία με αναλογία πάνω από το καθορισμένο όριο θεωρείται υγιής και σε αντίθετη περίπτωση θεωρείται ως αποτυχούσα. Σύμφωνα με αυτή τη μονομεταβλητή ανάλυση, ο συγγραφέας επέλεξε μια χούφτα δεικτών, συμπεριλαμβανομένης της αναλογίας ταμειακή ροή για το συνολικό χρέος θεωρείται ότι είναι το πιο διακριτικό. Κατατάσσει σωστά το 87% των εταιρειών ένα χρόνο πριν από την αποτυχία της επιχείρησης. Παρά την αποτελεσματικότητα αυτής της προσέγγισης, η χρήση μιας και μόνο αναλογίας μπορεί να είναι προβληματική επειδή διαφορετικοί δείκτες μπορούν να οδηγήσουν σε αντιφατικά

αποτελέσματα για την ίδια εταιρεία (Gepp and Kumar, 2012). Η έλλειψη ευρωστίας που συνδέεται με τη μοναδικότητα της χρησιμοποιούμενης αναλογίας αναμφίβολα εξηγεί τις διάφορες επικρίσεις που ασκούνται εναντίον αυτής της μεθόδου.

### Διακριτική ανάλυση

Οι επικρίσεις που έγιναν στη μονομεταβλητή μέθοδο έδειξαν την ανάγκη να γίνει μια συνολική αξιολόγηση της οικονομικής υγείας μιας εταιρείας με βάση ένα σύνολο δεικτών που εξετάζονται ταυτόχρονα. Για το σκοπό αυτό, ο Altman εν έτη 1968 χρησιμοποίησε την ανάλυση πολλαπλών διακρίσεων (ADM) για να κατασκευάσει ένα μοντέλο πρόβλεψης αποτυχίας στο οποίο οι πληροφορίες από πολλές μεταβλητές συνδυάζονταν σε μια ενιαία σταθμισμένη βαθμολογία για κάθε επιχείρηση. Από μια σειρά 22 δεικτών που εξήχθησαν από τις οικονομικές καταστάσεις 66 εταιρειών (33 αποτυχημένες και 33 υγιείς), ο Altman επέλεξε πέντε που φαινόταν πιο πιθανό, μαζί, να διακρίνουν μεταξύ των δύο ομάδων εταιρειών. Η συνάρτηση πρόβλεψης του Altman που ονομάζεται "Z-score" έχει τον παρακάτω τύπο:

$$Z = 0,012X1 + 0,014X2 + 0,033X3 + 0,006X4 + 0,999X5$$

- X1: Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού
- X2: Κέρδη εις νέον / Σύνολο ενεργητικού
- X3: Κέρδη προ τόκων και φόρων / Σύνολο ενεργητικού
- X4: Αγοραία αξία ιδίων κεφαλαίων / Λογιστική αξία συνολικού χρέους
- X5: Πωλήσεις / Σύνολο ενεργητικού

Ο στόχος αυτής της συνάρτησης στάθμισης είναι να ταξινομήσει οποιαδήποτε εταιρεία σε μία από τις δύο κατηγορίες σύμφωνα με τη βαθμολογία που λαμβάνεται σε σχέση με το σταθερό όριο. Εάν η βαθμολογία μιας εταιρείας είναι κάτω από το κρίσιμο όριο, θεωρείται ότι είναι προεπιλεγμένη. Διαφορετικά, η επιβίωση είναι η πιο εύλογη υπόθεση. Υπάρχει, ωστόσο, μια γκριζα περιοχή όπου τα αποτελέσματα του μοντέλου είναι ασαφή. Αν και ενδιαφέρουσα, η μέθοδος ADM δεν είναι απαλλαγμένη από κριτική. Βασίζεται σε δύο περιοριστικές υποθέσεις:

- κανονικά κατανομημένες πολυμεταβλητές ανεξάρτητες μεταβλητές.
- ίσοι πίνακες διακύμανσης- συνδιακύμανσης μεταξύ αποτυχημένων και μη αποτυχημένων ομάδων εταιριών.

Αν και ορισμένοι συγγραφείς έχουν συζητήσει τον περιοριστικό χαρακτήρα αυτών των υποθέσεων (Malécot, 1981a· Ohlson, 1980· Zmijewski, 1984), Οι περισσότερες μελέτες πρόβλεψης που βασίζονται στη μέθοδο ADM δεν ελέγχουν εάν τα δεδομένα συμμορφώνονται με τις υποθέσεις. Ως αποτέλεσμα, αυτή η μέθοδος εφαρμόζεται συχνά με ακατάλληλο τρόπο και τα μοντέλα που προκύπτουν δεν είναι κατάλληλα για γενίκευση (Balcaen et Ooghe, 2006). Επιπλέον, είναι σημαντικό να τονιστεί ότι οι συντελεστές αυτής της μεθόδου δεν ερμηνεύονται με τον ίδιο τρόπο όπως αυτοί της λογιστικής παλινδρόμησης. Με πολλούς τρόπους, η ευρεία χρήση του μοντέλου Z-score του Altman δείχνει ότι η μέθοδος ADM είναι ένα συνεκτικό και αποτελεσματικό μέτρο παρά όλες τις ελλείψεις που συνδέονται με αυτό.

Πολλές μελέτες έχουν πρόσφατα καταδείξει την αποτελεσματικότητα του μοντέλου του Altman στην πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας (Gerantonis, Vergos et Christopoulos, 2009; Gutzeit et Yozzo, 2011; Li et Rahgozar, 2012; Lugovskaya, 2010; Saif H. Al Zaabi, 2011 Satishet Janakiram; , 2011· Wang et Campbell, 2010).

### Λογιστική παλινδρόμηση

Αντιμέτωποι με τις διάφορες περιοριστικές απαιτήσεις που επιβάλλει η μέθοδος ADM, ορισμένοι συγγραφείς προτίμησαν να καταφύγουν σε άλλες μεθόδους που βασίζονται σε πιθανότητες υπό όρους, όπως το μοντέλο logit και το μοντέλο probit. Αυτά τα δύο μοντέλα διαφέρουν ως προς την υποτιθέμενη κατανομή των σφαλμάτων: το πρώτο υπακούει σε έναν λογιστικό νόμο και το δεύτερο σε έναν μειωμένο κεντραρισμένο κανονικό νόμο. Και στις δύο περιπτώσεις, η εξαρτημένη μεταβλητή είναι μια διχοτομική μεταβλητή που παίρνει την τιμή 1 εάν η εταιρεία αποτυγχάνει και 0 διαφορετικά. Αυτή η εξαρτημένη μεταβλητή εξηγείται, γενικά, από ένα διάνυσμα μεταβλητών με καθυστέρηση ενός έτους. Η λογιστική παλινδρόμηση, που εισήχθη από τον Ohlson (1980), καθιστά δυνατό τον προσδιορισμό της πιθανότητας εμφάνισης χρεοκοπίας για μια δεδομένη επιχείρηση λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά της. Επιπλέον, είναι ενδιαφέρον να υπογραμμιστεί το πρόσθετο πλεονέκτημα του μοντέλου logit, το οποίο είναι ότι μπορεί να ενσωματώσει ποιοτικούς παράγοντες σε αντίθεση με τη διακριτική ανάλυση που, επιτρέπει μόνο την ενσωμάτωση συνεχών επεξηγηματικών παραγόντων για την πρόβλεψη του κινδύνου χρεοκοπίας. Συντελεστές μοντέλου κατάλυμα εκτιμώνται χρησιμοποιώντας τη μέθοδο της μέγιστης πιθανότητας (ML).

Η εξίσωση λογιστικού μοντέλου δίδεται παρακάτω:

$P(y)$  είναι η πιθανότητα αποτυχίας κάθε επιχείρησης δεδομένων των χαρακτηριστικών της,  $x_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές,  $\alpha$ ,  $\beta_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) οι παράμετροι εκτιμάται με τη μέθοδο MV, και το  $S_i$  αντιπροσωπεύει τη βαθμολογία λογαριασμών της εταιρείας  $i$ . Οι εκτιμώμενοι συντελεστές  $\beta_i$  καθιστούν δυνατή την εξήγηση της σημασίας καθεμιάς από τις ανεξάρτητες μεταβλητές στην εξήγηση της πιθανότητας αποτυχίας της επιχείρησης, υπό την προϋπόθεση ότι δεν υπάρχει πολυσυγγραμμικότητα μεταξύ των μεταβλητών.

Με βάση ένα δείγμα δεδομένων 105 αμερικανικών εταιρειών που χρεοκόπησαν κατά την περίοδο 1970-1976 και ένα δείγμα 2058 υγιών εταιρειών που επιλέχθηκαν τυχαία, ο Ohlson(1980) διατηρεί τις ακόλουθες εννέα μεταβλητές στο μοντέλο του:

- $R1 =$  Μητρώο (Σύνολο ενεργητικού / Συνολικά καθαρά έσοδα)
- $R2 =$  Συνολικές οφειλές / Σύνολο ενεργητικού
- $R3 =$  Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού
- $R4 =$  Βραχυπρόθεσμα χρέη / Κυκλοφορούντα στοιχεία ενεργητικού
- $R5 = 1$  εάν Συνολικά χρέη  $>$  Σύνολο ενεργητικού 0 διαφορετικά
- $R6 =$  Καθαρό εισόδημα/Σύνολο ενεργητικού
- $R7 =$  Εμπορικό περιθώριο / Σύνολο οφειλών
- $R8 = 1$  εάν καθαρό εισόδημα  $<$  0 για τα δύο τελευταία χρόνια 0 διαφορετικά
- $R9 =$  (Καθαρό αποτέλεσμα του έτους  $t$  - Καθαρό αποτέλεσμα του έτους  $t-1$ )/(|Καθαρό αποτέλεσμα  $t$ | + |Καθαρό αποτέλεσμα  $t-1$ |)

Παρά τα εμπειρικά αποτελέσματα που δεν είναι καθόλου ικανοποιητικά, ο Ohlson έδειξε ότι το μοντέλο του ήταν σχετικά απλούστερο στην εφαρμογή και ευκολότερο στην ερμηνεία σε σύγκριση με τη μέθοδο ADM. Συγκρίνοντας αυτές τις δύο μεθόδους, πιο πρόσφατες μελέτες έχουν δείξει ότι η λογιστική ανάλυση είναι ελαφρώς ανώτερη, τόσο ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης όσο και ως προς την πρόβλεψη (Gepp et Kumar, 2008· Laitinen et Kankaanpää, 1999). Θα πρέπει, ωστόσο, να τονιστεί ότι τα μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης είναι εξαιρετικά ευαίσθητα στην πολυσυγγραμμικότητα (Dounpos et Zorounidis, 1999; Ooghe et al., 1994), καθώς και σε ακραίες τιμές και τιμές που λείπουν (Joos et al., 1998). Εκτός από αυτή την ευαισθησία σε προβλήματα πολυσυγγραμμικότητας.

Η πολυπλοκότητα των εργαλείων υπολογιστών και η αύξηση της ικανότητας επεξεργασίας τους επέτρεψαν σε ορισμένους ερευνητές να υιοθετήσουν μια νέα σειρά πιο εξειδικευμένων και λιγότερο περιοριστικών μεθόδων, ιδίως όσον αφορά τις υποθέσεις, για να προβλέψουν



σωστά τον κίνδυνο αποτυχίας της επιχείρησης. Παραθέτουμε, μεταξύ άλλων, τον αναδρομικό αλγόριθμο κατάτμησης (Frydman, AltmanetKao, 1985, Marais, PatelletWolfson, 1984) και τη μέθοδο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (LeshnoetSpector, 1996; OdometSharda, 1990; Raghupathi, SchkadeetRaju, 1991· Wang, WanetZhang, 1999).

## Καθοριστικοί παράγοντες της επιχειρηματικής αποτυχίας

Σύμφωνα με τον Jardin (2009), οι πιο αποκαλυπτικές μεταβλητές της επιχειρηματικής αποτυχίας μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις ομάδες. Η πρώτη περιγράφει τις μεταβλητές με επίκεντρο την ίδια την εταιρεία και λαμβάνει υπόψη τόσο τις ποσοτικές μεταβλητές από τις οικονομικές καταστάσεις όσο και τις ποιοτικές μεταβλητές που σχετίζονται, μεταξύ άλλων, με τη δομή, την οργάνωση και τη στρατηγική του. Η δεύτερη αναφέρεται στο μακροοικονομικό περιβάλλον της εταιρείας και στους δείκτες που σχετίζονται με τον κλάδο δραστηριότητάς της (επιτόκιο, ποσοστό πληθωρισμού, ΑΕΠ, μερίδιο αγοράς, ένταση ανταγωνισμού κ.λπ.). Τέλος, η τρίτη ομάδα αφορά τις χρηματοπιστωτικές αγορές και πληροφορίες σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο αυτές οι αγορές αξιολογούν τον κίνδυνο αποτυχίας μιας εταιρείας. Λαμβάνοντας υπόψη αυτήν την περιγραφή, η αποτυχία μιας εταιρείας εξαρτάται συγκεκριμένα από το συνδυασμό πολλών παραγόντων:

- Διαρθρωτικά: μέγεθος, ηλικία, ομάδα, τομέας δραστηριότητας, τοποθεσία κ.λπ.
- Στρατηγική και διαχειριστική: στρατηγική μάρκετινγκ, οικονομικό, ανταγωνιστικό πλεονέκτημα.
- Οικονομικά: βάρος χρέους, κόστος χρέους, κερδοφορία, κερδοφορία κ.λπ.
- Μακροοικονομία: οικονομικός κύκλος, επιτόκιο, ποσοστό πληθωρισμού, ποσοστό ανεργίας,
- αγοραστική δύναμη των νοικοκυριών κ.λπ.
- Εμπορικά: σημεία πώλησης, μερίδιο αγοράς κ.λπ.

Αν και είναι ενδιαφέρον να κατανοήσουμε όλες τις αιτίες που μπορούν να οδηγήσουν στην αποτυχία της επιχείρησης, ένα ισχυρό μοντέλο πρόβλεψης δεν μπορεί να περιέχει όλους τους παράγοντες αποτυχίας. Η βασική αρχή κάθε οικονομετρικής ανάλυσης είναι να αποφεύγεται η ενσωμάτωση αλληλεξαρτώμενων μεταβλητών στο μοντέλο, δηλαδή μεταβλητών που υπολογίζονται λίγο πολύ με τον ίδιο τρόπο ή που μεταφέρουν ίδιες πληροφορίες. Αυτή η αλληλεξάρτηση μεταξύ των μεταβλητών ανιχνεύεται από τον πίνακα συσχέτισης. Όσο πιο κοντά είναι οι συντελεστές συσχέτισης στις ακραίες τιμές 1 και -1, τόσο μεγαλύτερος είναι ο

κίνδυνος πολυσυγγραμμικότητας. Από την άλλη πλευρά, όσο πιο κοντά αυτοί οι συντελεστές πλησιάζουν το κέντρο 0, τόσο λιγότερο συσχετίζονται.

Η φειδωλότητα θα πρέπει να ευνοείται σε βάρος της εξαντλητικότητας των μεταβλητών για δύο λόγους:

- από σεβασμό στην αρχή της ανεξαρτησίας των μεταβλητών, δεν είναι απαραίτητο να διατηρηθούν σε ένα μοντέλο το υποσύνολο των μεταβλητών που συσχετίζονται περισσότερο με την επιχειρηματική αποτυχία. Όσο περισσότερο ένα μοντέλο περιέχει ένα σύνολο εκτεταμένων μεταβλητών, τόσο λιγότερο τηρείται η αρχή της ανεξαρτησίας.
- η χρήση του μοντέλου ως μέσου για την καθοδήγηση της εταιρείας αποκλείει την απαίτηση από τους διευθυντές να παρακολουθούν μεγάλο αριθμό μεταβλητών ταυτόχρονα.

Για να διασφαλιστεί η καλή απόδοση του μοντέλου καθώς και η καλύτερη ανταπόκριση από την πλευρά των διαχειριστών ή των χρηστών, το μοντέλο πρέπει να περιλαμβάνει ένα περιορισμένο σύνολο μεταβλητών που καθιστούν δυνατή την καλύτερη πρόβλεψη του μέλλοντος της εταιρείας. Πράγματι, ο Zmijewski (1984) και πιο πρόσφατα οι Pindado et al. (2008) έδειξε ότι δεν είναι απαραίτητο να διατηρηθεί ένας μεγάλος αριθμός μεταβλητών σε ένα μοντέλο για να φτάσει στο μέγιστο επίπεδο αποτελεσματικότητάς του. Για παράδειγμα, οι Pindado et al. (2008) πέτυχε υψηλό επίπεδο ακρίβειας με ένα μοντέλο που αποτελείται από τρεις μόνο λογιστικές μεταβλητές. Μπροστά σε αυτό το δίλημμα μεταξύ εξαντλητικότητας και φειδωλότητας των μεταβλητών, επιβάλλεται ένας συμβιβασμός στον ερευνητή που πρέπει να επιλέξει μεταξύ των πολλαπλών αιτιών της αποτυχίας, εκείνες που σχετίζονται περισσότερο με την επιχειρηματική αποτυχία. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη τους είναι οι λόγοι των κερδών προ τόκων και φόρων προς το σύνολο των περιουσιακών στοιχείων, το κόστος χρηματοδότησης προς το σύνολο των περιουσιακών στοιχείων και τα αδιανέμητα κέρδη προς το σύνολο των περιουσιακών στοιχείων, που αντιπροσωπεύουν αντίστοιχα την κερδοφορία, το χρηματοοικονομικό κόστος και τα αδιανέμητα κέρδη.

#### Μοντέλα που βασίζονται σε χρηματοοικονομικούς δείκτες

Ως μέρος της κατασκευής μοντέλων πρόβλεψης πτώχευσης, οι ερευνητές εξέφραζαν πάντα την προτίμησή τους για τους δείκτες ως επεξηγηματικές μεταβλητές σε σύγκριση με τιμές που λαμβάνονται απευθείας από τις οικονομικές καταστάσεις, επειδή καθιστούν δυνατό τον

έλεγχο για την επίδραση του μεγέθους (Salmi et al. Martinikainen, 1994). Είναι δύσκολο, για παράδειγμα, να συγκρίνουμε δύο εταιρείες με βάση το αποτέλεσμα χωρίς να ληφθούν υπόψη τα μέσα που χρησιμοποιήθηκαν για την επίτευξή του ή το μέγεθος της εταιρείας; Η χρήση των δεικτών κερδοφορίας είναι πιο κατάλληλη για το σκοπό αυτό, δηλαδή για τη σωστή διάκριση των δύο εταιρειών. Ωστόσο, η υποκείμενη υπόθεση των αναλογιών, η οποία βασίζεται σε μια αναλογικότητα μεταξύ του αριθμητή και του παρονομαστή, δεν επιβεβαιώνεται πάντα (Lev etSunder, 1979).

Ο Gupta (1969) έδειξε ότι όσο αυξάνεται το μέγεθος μιας εταιρείας, οι δείκτες κερδοφορίας (περιθώριο πωλήσεων, καθαρό λειτουργικό περιθώριο) αυξάνονται και επίσης έχουμε αύξηση της ρευστότητας και, ταυτόχρονα, οι δείκτες δραστηριότητας (κύκλος ενεργητικού, ταχύτητα ταμειακές ροές, κύκλος εργασιών) και μόχλευση (σύνολο χρέους / σύνολο ενεργητικού, βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις / μακροπρόθεσμο χρέος, πληρωτέοι λογαριασμοί / σύνολο ενεργητικού) μειώνονται. Παρά αυτό το ελάττωμα, οι δείκτες παραμένουν η προτιμώμενη μορφή για την πρόβλεψη επιχειρηματικής αποτυχίας. Στην ανασκόπηση των εμπειρικών μελετών αφιερωμένων σε μοντέλα πρόβλεψης αποτυχίας, οι Adnan Aziz etDar (2006) καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι περισσότερο από το 60% των μελετών που αναλύθηκαν χρησιμοποίησαν οικονομικούς δείκτες ως επεξηγηματικές μεταβλητές. Οι κύριοι χρηματοοικονομικοί δείκτες που εντόπισαν οι συγγραφείς καλύπτουν τις ακόλουθες διαστάσεις:

- ρευστότητα,
- φερεγγυότητα,
- μόχλευση,
- κερδοφορία,
- σύνθεση ενεργητικού,
- μέγεθος εταιρείας και
- επιχειρηματική ανάπτυξη κ.λπ.

Πέρα από τη διαθεσιμότητα λογιστικών και χρηματοοικονομικών πληροφοριών σε σύγκριση με μεταβλητές της αγοράς και ποιοτικές μεταβλητές που δεν είναι εύκολα προσβάσιμες, η προτίμηση των ερευνητών για το μοντέλο αναλογίας εξηγείται και από την υπεροχή του, όσον αφορά την ποιότητα της ακρίβειας. Back et al. (1994) έδειξε ότι ένα μοντέλο που έχει κατασκευαστεί μόνο με οικονομικούς δείκτες μπορεί να είναι καλύτερο από ένα μοντέλο που έχει κατασκευαστεί με κοινές χρηματοοικονομικές μεταβλητές (περιουσιακά στοιχεία, χρέη,

εισόδημα). Το ίδιο ισχύει για τους Mossman et al. (1998) οι οποίοι συνέκριναν τα αποτελέσματα που προέκυψαν μεταξύ ενός μοντέλου που βασίζεται σε δείκτες και ενός μοντέλου που βασίζεται σε μεταβλητές της χρηματοπιστωτικής αγοράς. Οι παραπάνω ερευνητές κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι το πρώτο είχε ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα από το δεύτερο. Πιο πρόσφατα, Οι Reisz etPerlich (2007) ανέπτυξαν ένα μοντέλο που ενσωματώνει επιλογές φραγμού για την πρόβλεψη χρεοκοπίας και συνέκριναν τη διακριτική του δύναμη με άλλα μοντέλα που βασίζονται στην αγορά και μοντέλα βαθμολογίας το Altman. Οι συγγραφείς έδειξαν ότι τα παραδοσιακά μοντέλα που βασίζονται στη λογιστική (βαθμολογίες Altman) υπερτερούν των άλλων μοντέλων στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη. Σύμφωνα με τους Agarwal etTaffler (2008), υπάρχει μικρή διαφορά στην προγνωστική ακρίβεια μεταξύ των μοντέλων που βασίζονται στη λογιστική και των μοντέλων της αγοράς.

Παρά τα δυνατά του σημεία, ένα μοντέλο που βασίζεται αποκλειστικά σε καθαρά ποσοτικές πληροφορίες δεν μπορεί πραγματικά να αντικατοπτρίζει την οικονομική κατάσταση μιας εταιρείας. Δεδομένης της υστέρησης μεταξύ των οικονομικών καταστάσεων της εταιρείας και των δυσκολιών που αντιμετώπισε, θα ήταν συνετό να ολοκληρωθεί η ανάλυση των οικονομικών παραστατικών με μια ποιοτική ανάλυση. Εξ ου και το ενδιαφέρον της ενσωμάτωσης ποιοτικών μεταβλητών στο μοντέλο πρόβλεψης αστοχίας. Τα λογιστικά στοιχεία μιας εταιρείας δεν αντικατοπτρίζουν άμεσα τα προβλήματα και τις δυσκολίες που συναντά, εξ ου και η υστέρηση μεταξύ της εμφάνισης του προβλήματος και της στιγμής που οι δυσκολίες γίνονται αισθητές στις οικονομικές καταστάσεις (LEVRATTO, 2011).

Έτσι, ο Lehmann (2003) έδειξε ότι το μοντέλο πρόβλεψης που περιέχει soft variables (ποιοτικές μεταβλητές) ήταν πιο ακριβές από αυτό που την εξαιρούσε. Από την πλευρά τους, οι Keasey και Watson (1987) συνέκριναν την ποιότητα πρόβλεψης τριών μοντέλων:

- ενός μοντέλου που βασίζεται αποκλειστικά σε χρηματοοικονομικούς δείκτες,
- ένα μοντέλο που βασίζεται σε ποιοτικές μεταβλητές και
- ένα υβριδικό μοντέλο που συνδυάζει ποσοτικές και ποιοτικές πληροφορίες.

Κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι το υβριδικό μοντέλο έδειξε καλύτερα αποτελέσματα σε σύγκριση με τα άλλα δύο μοντέλα. Επιπλέον, διαπίστωσαν επίσης ότι το μοντέλο αναλογίας ήταν κάπως πιο ακριβές από το μοντέλο που βασίζεται σε ποιοτικές μεταβλητές. Λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα αυτών των διαφόρων μελετών, είναι προφανές ότι η ενοποίηση ποιοτικών μεταβλητών καθιστά δυνατή τη βελτίωση της ποιότητας πρόβλεψης του μοντέλου. Ωστόσο, η προτίμηση των ερευνητών για ποσοτικές μεταβλητές

δικαιολογείται, εν μέρει, από τη χαμηλή τους διαθεσιμότητα σε αντίθεση με τους ποιοτικούς παράγοντες.

### Μοντέλα που βασίζονται σε μεταβλητές της αγοράς

Οι Balcaen et Ooghe (2006) δηλώνουν ότι μοντέλα που βασίζονται μόνο σε χρηματοοικονομικούς δείκτες μπορούν να οδηγήσουν σε μεροληπτικά αποτελέσματα προβλέψεων, επειδή οι εταιρείες που αποτυγχάνουν μπορεί να μπου στον πειρασμό να χειραγωγήσουν τους ετήσιους λογαριασμούς τους προκειμένου να δώσουν μια θετική εικόνα της οικονομικής τους κατάστασης, ιδιαίτερα όταν η στιγμή της αποτυχίας είναι πολύ κοντά (Blazy, 2000; Rosner, 2003). Για τους Hillegeist et al. (2004), το χρηματιστήριο είναι μια εναλλακτική πηγή πληροφόρησης επειδή περιέχει πληροφορίες από άλλες πηγές εκτός από τις οικονομικές καταστάσεις. Πιο πρόσφατη εργασία προτείνει ότι οι χρηματοοικονομικοί δείκτες και οι χρηματιστηριακοί δείκτες αλληλοσυμπληρώνονται και ο καθένας περιέχει χρήσιμες πληροφορίες για την πρόβλεψη της οικονομικής αποτυχίας (Campbell, Hilscher and Szilagyi, 2008; Das, Hanouna and Sarin, 2009). Αυτά τα αποτελέσματα επιβεβαιώνονται από τους Bauer et Agarwal (2014). Ο τελευταίος συνέκρινε ένα μοντέλο κινδύνου που χρησιμοποιεί λογιστικές και χρηματιστηριακές πληροφορίες με δύο άλλα μοντέλα: το μοντέλο Taffler (1984) και ένα δομικό μοντέλο που χρησιμοποιεί την προσέγγιση των Bharath et Shumway (2008). Χρησιμοποιώντας δεδομένα που χαρακτηρίζουν τις εταιρείες του Ηνωμένου Βασιλείου, το μοντέλο υβριδικού κινδύνου ξεπέρασε τις επιδόσεις των άλλων δύο μοντέλων.

Ο Beaver (1968) ήταν ένας από τους πρώτους ερευνητές που ανέλυσε πληροφορίες από τις χρηματοπιστωτικές αγορές, στην προκειμένη περίπτωση την εξέλιξη των τιμών των μετοχών για να προβλέψει τον κίνδυνο αποτυχίας της επιχείρησης. Διαπίστωσε ότι η τιμή επιδεινώνεται σε διάστημα ενός έως τριών ετών πριν η εταιρεία αποτύχει. Εξετάζοντας την ταχύτητα της χρηματοπιστωτικής αγοράς για να ληφθούν υπόψη νέες πληροφορίες για τις προβληματικές επιχειρήσεις, οι Altman et Brenner (1981) καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι οι τελευταίες αντιμετωπίζουν επιδείνωση των αποδόσεων της κεφαλαιαγοράς τους τουλάχιστον ένα χρόνο πριν από την πτώχευση. Οι Clark et Weinstein (1983) επιβεβαιώνουν επίσης ότι οι δείκτες χρηματιστηριακής αγοράς της εταιρείας επιδεινώνονται τουλάχιστον τρία χρόνια πριν από την πτώχευση. Σε συγκριτική μελέτη, οι Hillegeist et al. (2004) δείχνουν ότι το μοντέλο τιμολόγησης της επιλογής Black–Scholes–Merton παρέχει πολύ περισσότερες πληροφορίες σχετικά με την πιθανότητα χρεοκοπίας σε σύγκριση με το μοντέλο Z-score του Altman ή το O-score του Ohlson. Τα ευρήματά τους προτείνουν επίσης ότι οι ερευνητές θα

πρέπει να χρησιμοποιούν μοντέλα που βασίζονται στην αγορά αντί για παραδοσιακά λογιστικά μέτρα ως δείκτη της πιθανότητας χρεοκοπίας.

Το κύριο μειονέκτημα αυτών των μοντέλων είναι ότι οι τιμές των μετοχών δεν αντικατοπτρίζουν πλήρως όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες για την εταιρεία (Sloan, 1996). Από την άλλη πλευρά, υποθέτοντας μια αποτελεσματική αγορά, όλες οι πληροφορίες σχετικά με την εταιρεία, είτε μικρές είτε μεγάλες, θα ενσωματώνονται αυτόματα στην τιμή της μετοχής της. Σε αυτή την περίπτωση, το χρηματιστήριο μπορεί να θεωρηθεί ως μια δυνητικά πολύ ενδιαφέρουσα πηγή πληροφοριών, καθώς συγκεντρώνει πληροφορίες από άλλες πηγές εκτός από τις οικονομικές καταστάσεις. Οι Malkiel et Fama (1970) ορίζουν μια αποτελεσματική αγορά ως μια αγορά στην οποία οι τιμές αντικατοπτρίζουν αμέσως όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες, δηλαδή τις συνέπειες των γεγονότων του παρελθόντος και του παρόντος και τις προσδοκίες των μελλοντικών γεγονότων. Σύμφωνα με τον Beaver (1981), η θεωρία της αποτελεσματικότητας της αγοράς υπονοεί ότι είναι αδύνατο να προβλεφθούν οι διακυμάνσεις των τιμών επειδή όλες οι πληροφορίες είναι ενσωματωμένες στην εμφανιζόμενη τιμή. Με άλλα λόγια, η τιμή που εμφανίζεται για κάθε χρηματοοικονομικό περιουσιακό στοιχείο σε μια αποτελεσματική αγορά είναι ανά πάσα στιγμή μια εκτίμηση της εγγενούς αξίας του. Η εγγενής αξία ενός τίτλου καθορίζεται από τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά της εταιρείας και όχι από τον τρόπο που εκτιμάται από τους συμμετέχοντες στην αγορά. Ωστόσο, η χρήση δεδομένων αγοράς είναι ασυνήθιστη επειδή αποκλείει την πλειοψηφία των μικρό μεσαίων εταιριών.

#### Μοντέλα που βασίζονται σε ταμειακές ροές

Η κακή οικονομική απόδοση είναι σίγουρα η αιτία της αποτυχίας, αλλά το πραγματικό γεγονός της πτώχευσης ή της οριστικής εξαφάνισης της εταιρείας συμβαίνει στην πραγματικότητα όταν η τελευταία δεν μπορεί πλέον να λάβει χρηματοδότηση που της επιτρέπει να αναζωογονηθεί για να βγει από το οικονομικό αδιέξοδο που αντιμετωπίζει (Taffler, 1981a). Πράγματι, οι πιστωτές αρνούνται να χορηγήσουν δάνειο στην εταιρεία όταν υποθέτουν ότι η συνολική αξία του είναι πολύ χαμηλή για να αποπληρώσει τα χρέη της σε περίπτωση διακοπής της δραστηριότητας (Refait-Alexandre, 2004). Γνωρίζοντας ότι η αξία μιας εταιρείας είναι ίση με το προεξοφλημένο άθροισμα των ταμειακών ροών της, ορισμένοι ερευνητές προσπάθησαν να προβλέψουν τον κίνδυνο αποτυχίας μέσω των ταμειακών ροών που δημιουργούνται από την εταιρεία (Aziz, EmanueletLawson, 1988, Gentry, Newbold et Whitford, 1985; Reilly, 1991). Συγκρίνοντας τις αποτυχημένες και τις υγιείς επιχειρήσεις, οι Aziz, Emanuel et Lawson (1988) βρίσκουν μια σημαντική διαφορά μεταξύ των δύο ομάδων

των εταιρειών σε σχέση με τις ταμειακές ροές που δημιουργούνται και τον φόρο που καταβλήθηκε κατά την πενταετία που προηγήθηκε της πτώχευσης.

#### Χρηματοοικονομικοί δείκτες: οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μεταβλητές

Συνήθως, οι χρηματοοικονομικοί δείκτες που μετρούν την κερδοφορία, τη ρευστότητα και τη φερεγγυότητα θεωρούνται οι πιο σημαντικοί παράγοντες αποτυχίας της επιχείρησης (AdnanAzizetDar, 2006; Huangetal., 2008; Refait-Alexandre, 2004). Τα εμπειρικά στοιχεία που καταδεικνύουν την αξία των δεικτών κερδοφορίας στην πρόβλεψη του κινδύνου αθέτησης είναι άφθονα. Για να αναφέρουμε μερικές μόνο μελέτες, οι Pompe etBilderbeek (2005) συσχετίζουν τη μείωση του κέρδους, και επομένως της κερδοφορίας, με υψηλή πιθανότητα οικονομικής δυσκολίας. Η συνάφεια του δείκτη κερδοφορίας φαίνεται επίσης από τα συμπεράσματα της μελέτης των Sung, Chang etLee (1999) ως ουσιαστικός δείκτης στη διαδικασία λήψης αποφάσεων για τη χορήγηση πιστώσεων από χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Για τον Keasey etMcGuinness (1990), η ρευστότητα είναι επίσης βασικός δείκτης για την αξιολόγηση της χρηματοοικονομικής υγείας μιας εταιρείας, διότι καθιστά δυνατή τη διασφάλιση της ικανότητας της εταιρείας να τηρεί τις δεσμεύσεις της και να διατηρεί τη λειτουργική της δραστηριότητα. Αρκετοί συγγραφείς έχουν διαπιστώσει ότι ορισμένα μέτρα ρευστότητας, όπως οι ταμειακές ροές προς το συνολικό χρέος, οι τρέχουσες υποχρεώσεις προς το σύνολο του ενεργητικού και το συνολικό καθαρό κεφάλαιο κίνησης στο σύνολο των περιουσιακών στοιχείων, είναι οι πιο σημαντικοί παράγοντες. ,(Charalambous, Charitou etKaourou, 2000 Chen, 2011· LiangetWu, 2005). Η αύξηση της αξίας τους συνοδεύεται από μείωση της πιθανότητας αποτυχίας (Bunn etRedwood, 2003).

Η θετική συσχέτιση μεταξύ του επιπέδου χρέους και της πιθανότητας αθέτησης υποχρεώσεων που αναφέρεται σε πολλές μελέτες (Altman and Hotchkiss, 2010; Brigham et al., 2016; Newton,2009) καθιστά τη φερεγγυότητα έναν τρίτο σημαντικό παράγοντα για την ανίχνευση επιχειρηματικής αποτυχίας. Η ικανότητα της εταιρείας να αποπληρώσει τα χρέη της και η ικανότητά της να λάβει νέο δάνειο –επειδή η υπερχρέωση μειώνει τις πιθανότητες της εταιρείας να λάβει ανανέωση δανείου– εξαρτάται από την πιθανότητα αθέτησης.

Όλες αυτές οι μελέτες συγκεντρώνονται για να επιβεβαιώσουν ότι οι πιο αποκαλυπτικές μεταβλητές για την επιχειρηματική αποτυχία είναι αυτές που καλύπτουν τις κύριες διαστάσεις της χρηματοοικονομικής ανάλυσης, δηλαδή: κερδοφορία, ρευστότητα, χρέος και φερεγγυότητα. Ωστόσο, λόγω της απουσίας ενός καλά καθορισμένου θεωρητικού πλαισίου

σε αυτόν τον τομέα, δεν υπάρχει συναίνεση μεταξύ των ερευνητών σχετικά με το υποσύνολο των δεικτών που προβλέπουν καλύτερα την οικονομική υγεία των εταιρειών.

## Μοντέλο ALTMAN Z' SCORE

Υπολογισμός Z-score πτωχευμένων εταιρειών ή εταιρειών όπου έχει αναστολή των μετοχών τους από το χρηματιστήριο. (Στην εργασία χρησιμοποιήθηκαν ισολογισμοί εταιριών που έχουν αγοραστεί από την ICAP.)

Για τις εισηγμένες εταιρείες στο χρηματιστήριο:

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

Όπου:

X1 δείκτης= ρευστότητα

X2 δείκτης= βαθμός αυτοχρηματοδότησης και αποδοτικότητα σε σχέση με τα έτη ζωής της επιχείρησης

X3 δείκτης=αποδοτικότητα των συνολικών κεφαλαίων

X4 δείκτης= διάρθρωση των κεφαλαίων εκάστοτε εταιρείας

X5 δείκτης= αποδοτικότητα του συνολικού ενεργητικού.

Ανάλογα με τα αποτελέσματα του μοντέλου διαμορφώθηκαν τα όρια των τιμών του Z-score και οριοθετούν τις παρακάτω ζώνες:

- εάν η υπό μελέτη εταιρεία παίρνει τιμές  $Z < 1,80$  τότε βρίσκεται στην επικίνδυνη Ζώνη (Bankrupt Zone) και κινδυνεύει άμεσα με χρεοκοπία ενώ,
- εάν η τιμή είναι  $Z > 3,00$  βρίσκεται στην ασφαλή Ζώνη (Safe Zone).



ΕΛΑΪΣ- UNILEVER A.E. Συγχώνευση / Διαγραφή 14/01/2008

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
Κυκλοφορούν Ενεργητικό	152.020,00	115.425,00	123.060,00	134.828,00
Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	35.889,00	50.610,00	53.947,00	49.645,00
Κεφάλαιο Κίνησης	116.131,00	64.815,00	69.113,00	85.183,00
<u>Πακρατηθέντα Κέρδη</u>	0,00	0,00	0,00	0,00
Σύνολο Ενεργητικού	131.912,00	134.774,00	141.261,00	153.875,00
Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων	40.952,00	36.103,00	34.717,00	38.053,00
Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)	52.180,00	64.648,00	72.906,00	79.161,00
Σύνολο Υποχρεώσεων	60.264,00	65.868,00	67.100,00	59.766,00
Κύκλος Εργασιών	217.015,00	216.355,00	217.729,00	225.434,00
<b>Z-Score</b>	<b>1,91</b>	<b>1,81</b>	<b>1,75</b>	<b>1,69</b>

*Πίνακας 1) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία ΕΛΑΪΣ - UNILEVER A.E.*

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,69 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο και πάλι έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη.

COSMOTE- ΚΙΝΗΤΕΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ Α.Ε.

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
Κυκλοφορούν Ενεργητικό	507.693,00	1.110.662,00	1.523.830,00	1.107.244,00
Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	610.044,00	88.465,00	1.079.441,00	850.787,00
Κεφάλαιο Κίνησης	-102.351,00	1.022.197,00	444.389,00	256.457,00
<u>Πακρατηθέντα Κέρδη</u>	101.032,00	78.592,00	65.436,00	48.526,00
Σύνολο Ενεργητικού	1.527.193,00	2.071.765,00	2.688.114,00	3.285.075,00
Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων	431.119,00	464.270,00	502.101,00	482.169,00
Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)	759.710,00	881.625,00	695.198,00	747.982,00
Σύνολο Υποχρεώσεων	645.568,00	1.349.872,00	3.992.916,00	3.680.257,00
Κύκλος Εργασιών	1.470.696,00	1.517.464,00	2.282.349,00	3.060.333,00
<b>Z-Score</b>	<b>2,61</b>	<b>2,51</b>	<b>1,80</b>	<b>1,65</b>

*Πίνακας 2) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία COSMOTE - ΚΙΝΗΤΕΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ Α.Ε.*

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,65 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο και πάλι έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκρίζα ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκρίζα ζώνη.

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
Κυκλοφορούν Ενεργητικό	1.297.952,67	1.269.618,58	1.178.069,26	782.592,23
Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	446.017,35	427.353,38	528.068,99	459.150,46
Κεφάλαιο Κίνησης	851.935,32	842.265,20	650.000,27	323.441,77
<u>Πακρατηθέντα Κέρδη</u>	34.156,00	0,00	0,00	0,00
Σύνολο Ενεργητικού	1.748.265,91	1.641.359,98	1.516.978,25	1.322.531,43
Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων	216.470,94	180.514,14	246.620,59	146.004,60
Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)	547.820,02	495.566,47	355.638,50	341.237,01
Σύνολο Υποχρεώσεων	818.483,89	979.926,45	1.072.616,75	1.263.768,44
Κύκλος Εργασιών	680.689,20	653.911,58	427.220,52	320.650,96
<u>Z-Score</u>	<b>1,81</b>	<b>1,68</b>	<b>1,53</b>	<b>1,06</b>

Πίνακας 3)Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία ΠΟΥΛΙΑΔΗΣ & ΣΥΝΕΡΓΑΤΕΣ Α.Ε.Β.Ε.

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,06 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο και πάλι έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη.

#### ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΝΩΝΥΜΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗ ΚΑΙ ΕΜΠΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
Κυκλοφορούν Ενεργητικό	1.224.330,00	1.358.570,00	1.406.640,00	1.127.250,00
Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	472.460,00	512.320,00	890.740,00	996.050,00
Κεφάλαιο Κίνησης	751.870,00	846.250,00	515.900,00	131.200,00
<u>Πακρατηθέντα Κέρδη</u>	115.034,00	89.436,00	0,00	0,00
Σύνολο Ενεργητικού	1.565.560,00	1.922.840,00	2.860.560,00	3.231.940,00
Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων	840.610,00	950.130,00	780.620,00	332.524,00
Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)	1.003.520,00	1.291.850,00	1.116.540,00	2.430.170,00
Σύνολο Υποχρεώσεων	1.022.040,00	1.450.990,00	1.744.020,00	2.991.770,00
Κύκλος Εργασιών	1.090.150,00	1.524.980,00	3.245.800,00	3.006.040,00
<u>Z-Score</u>	<b>3,74</b>	<b>3,55</b>	<b>2,64</b>	<b>1,81</b>

Πίνακας 4)Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΝΩΝΥΜΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗ ΚΑΙ ΕΜΠΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,81 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην ασφαλή ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην ασφαλή ζώνη.

#### KEGO A.E.

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	<b>-3</b>	<b>-2</b>	<b>-1</b>	<b>0</b>
<b>Κυκλοφορούν Ενεργητικό</b>	341.783,00	391.208,52	443.010,00	668.680,00
<b>Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις</b>	151.700,00	191.504,00	124.110,00	290.745,00
<b>Κεφάλαιο Κίνησης</b>	190.083,00	199.704,52	318.900,00	377.935,00
<b>Πακρατηθέντα Κέρδη</b>	96.346,00	33.990,00	0,00	0,00
<b>Σύνολο Ενεργητικού</b>	439.039,00	497.935,39	551.537,00	793.283,00
<b>Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων</b>	119.341,00	99.072,50	50.300,00	49.806,00
<b>Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)</b>	157.377,00	161.602,26	172.240,00	214.321,00
<b>Σύνολο Υποχρεώσεων</b>	281.662,00	301.333,00	479.296,00	578.962,00
<b>Κύκλος Εργασιών</b>	283.851,00	355.511,00	427.633,00	600.337,00
<b>Z-Score</b>	<b>2,71</b>	<b>2,27</b>	<b>1,99</b>	<b>1,76</b>

#### *Πίνακας 5) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία KEGO A.E.*

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,76 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη.

UNISYSTEMS ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Α.Ε

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
Κυκλοφορούν Ενεργητικό	480.547,00	520.433,00	442.250,00	1.047.890,00
Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	107.260,00	154.716,90	163.760,00	599.430,00
Κεφάλαιο Κίνησης	373.287,00	365.716,10	278.490,00	448.460,00
Πακρατηθέντα Κέρδη	45.314,00	0,00	0,00	0,00
Σύνολο Ενεργητικού	667.681,00	699.754,00	702.000,00	1.312.480,00
Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων	55.091,00	38.721,00	36.440,00	51.760,00
Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)	502.170,00	511.936,00	497.100,00	685.200,00
Σύνολο Υποχρεώσεων	165.510,00	187.818,00	267.290,00	527.280,00
Κύκλος Εργασιών	409.760,00	443.321,00	524.050,00	590.220,00
<b>Z-Score</b>	<b>3,47</b>	<b>3,08</b>	<b>2,51</b>	<b>1,77</b>

Πίνακας 6) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία UNISYSTEMS ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Α.Ε

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,77 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην ασφαλή ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην ασφαλή ζώνη.

GLOBAL A.E.E.X.

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
Κυκλοφορούν Ενεργητικό	610.308,00	820.796,00	777.360,00	801.032,00
Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	210.000,00	365.241,00	468.400,00	471.700,00
Κεφάλαιο Κίνησης	400.308,00	455.555,00	308.960,00	329.332,00
Πακρατηθέντα Κέρδη	35.261,00	0,00	0,00	0,00
Σύνολο Ενεργητικού	633.080,00	867.960,00	895.940,00	980.360,00
Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων	82.240,00	229.740,00	78.650,00	174.200,00
Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)	610.580,00	790.090,00	812.520,00	903.190,00
Σύνολο Υποχρεώσεων	325.000,00	790.009,00	634.200,00	871.700,00
Κύκλος Εργασιών	230.050,00	300.940,00	303.470,00	189.250,00
<b>Z-Score</b>	<b>2,76</b>	<b>2,45</b>	<b>1,81</b>	<b>1,80</b>

Πίνακας 7) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία GLOBAL A.E.E.X.

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,77 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη.

#### EVEREST A.E.

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	<b>-3</b>	<b>-2</b>	<b>-1</b>	<b>0</b>
<b>Κυκλοφορούν Ενεργητικό</b>	709.766,00	784.301,00	513.314,00	899.310,00
<b>Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις</b>	409.258,00	267.630,00	414.910,00	746.132,00
<b>Κεφάλαιο Κινησης</b>	300.508,00	516.671,00	98.404,00	153.178,00
<b>Πακρατηθέντα Κέρδη</b>	36.594,00	0,00	0,00	0,00
<b>Σύνολο Ενεργητικού</b>	831.072,00	847.641,00	996.719,00	1.334.000,00
<b>Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων</b>	27.546,00	47.927,00	78.793,00	139.966,00
<b>Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)</b>	210.811,00	533.368,00	696.719,00	804.000,00
<b>Σύνολο Υποχρεώσεων</b>	136.830,00	877.030,00	780.189,00	889.762,00
<b>Κύκλος Εργασιών</b>	600.683,00	729.010,00	894.631,00	965.117,00
<b>Z-Score</b>	<b>2,25</b>	<b>2,14</b>	<b>1,81</b>	<b>1,75</b>

#### Πίνακας 8) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία EVEREST A.E.

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,75 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη.

BLUE STAR NAYTILIAKH A.E.

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
Κυκλοφορούν Ενεργητικό	385.697,00	350.632,00	306.685,00	278.540,00
Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	180.324,00	183.426,00	185.348,00	206.283,00
Κεφάλαιο Κίνησης	205.373,00	167.206,00	121.337,00	72.257,00
Πακρατηθέντα Κέρδη	0,00	0,00	0,00	0,00
Σύνολο Ενεργητικού	418.439,00	414.527,00	647.812,00	538.146,00
Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων	108.563,00	118.016,00	89.432,00	18.345,00
Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)	130.041,00	128.495,00	253.263,00	283.507,00
Σύνολο Υποχρεώσεων	228.398,00	213.908,00	194.549,00	204.639,00
Κύκλος Εργασιών	188.495,00	123.379,00	34.513,00	49.083,00
<b>Z-Score</b>	<b>1,98</b>	<b>1,80</b>	<b>1,38</b>	<b>1,16</b>

Πίνακας 9) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία BLUE STAR NAYTILIAKH A.E.

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,18 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη.

TEPNA A.E.

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
Κυκλοφορούν Ενεργητικό	353.774,00	307.590,00	373.058,00	694.989,00
Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	108.941,00	125.140,00	107.005,00	364.050,00
Κεφάλαιο Κίνησης	244.833,00	182.450,00	266.053,00	330.939,00
Πακρατηθέντα Κέρδη	32.652,00	0,00	0,00	0,00
Σύνολο Ενεργητικού	507.797,00	468.086,00	577.885,00	858.972,00
Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων	134.091,00	123.012,00	100.825,00	82.981,00
Τρέχουσα Αξία Μετοχών(ΙΚ)	175.724,00	180.125,00	186.525,00	491.880,00
Σύνολο Υποχρεώσεων	134.073,00	187.961,00	291.360,00	417.092,00
Κύκλος Εργασιών	337.904,00	375.724,00	283.163,00	216.450,00
<b>Z-Score</b>	<b>2,99</b>	<b>2,71</b>	<b>2,00</b>	<b>1,74</b>

Πίνακας 10) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία TEPNA A.E

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 1,74 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το

μοντέλο δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην ασφαλή ζώνη.

#### ΑΛΛΑΤΙΝΗ Α.Β.Ε.Ε.

<u>Στοιχεία Ισολογισμού</u>	-3	-2	-1	0
<b>Κυκλοφορούν Ενεργητικό</b>	585.161,00	480.184,00	418.220,00	234.290,00
<b>Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις</b>	389.778,00	228.376,00	249.630,00	350.260,00
<b>Κεφάλαιο Κίνησης</b>	195.383,00	251.808,00	168.590,00	-115.970,00
<b>Πακρατηθέντα Κέρδη</b>	18.645,00	0,00	0,00	0,00
<b>Σύνολο Ενεργητικού</b>	845.910,00	776.516,00	1.086.460,00	1.264.670,00
<b>Κέρδη Προ Φόρων και Τόκων</b>	436.968,00	248.646,00	187.240,00	-111.070,00
<b>Τρέχουσα Αξία μετοχών(ΙΚ)</b>	425.303,00	352.020,00	480.880,00	401.770,00
<b>Σύνολο Υποχρεώσεων</b>	420.607,00	424.496,00	465.580,00	562.900,00
<b>Κύκλος Εργασιών</b>	463.161,00	453.804,00	465.970,00	915.260,00
<b>Z-Score</b>	<b>3,17</b>	<b>2,53</b>	<b>1,80</b>	<b>0,75</b>

#### Πίνακας 11) Υπολογισμός του Z-Score για την εταιρία ΑΛΛΑΤΙΝΗ Α.Β.Ε.Ε

Η εταιρία στο χρόνο πτώχευση έχει σκορ 0,75 που είναι στην ζώνη πτώχευσης το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας. Στον ένα χρόνο πριν την πτώχευση το μοντέλο έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην επικίνδυνη ζώνη. Στα δύο χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην γκριζα ζώνη. Στα τρία χρόνια πριν την πτώχευση το μοντέλο και δεν έχει υπολογίσει σωστά την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή βρίσκετε στην ασφαλή ζώνη.

Από τα παραπάνω μπορούμε να συνοψίσουμε τα αποτελέσματα στον παρακάτω πίνακα:

Έτος	Πλήθος εταιριών που πτωχέυσανε	Σωστή Πρόβλεψη πτώχευσης	Λάθος Πρόβλεψη πτώχευσης	Ποσοστό σωστής πρόβλεψης %
-3	11	1	10	9,1%
-2	11	3	8	27,3%
-1	11	7	4	63,6%
0	11	11	0	100,0%



## *Πίνακας 12 συγκεντρωτικά αποτελέσματα προβλέψεων*

Παρατηρούμε ότι το μοντέλο Altman στο χρόνο πτώχευσης έχει πλήρη επιτυχία πρόβλεψης και τα ποσοστά επιτυχίας μειώνονται έντονα στα προηγούμενα χρόνια.

### Έννοιες πιστωτικής βαθμολογίας

Η πιστοληπτική αξιολόγηση θεωρείται γενικά μια μέθοδος αξιολόγησης που χρησιμοποιείται από τραπεζικούς οργανισμούς για να εκτιμήσουν τον κίνδυνο αθέτησης και να μετρήσουν τη φερεγγυότητα κάθε εταιρείας και να την ταξινομήσουν είτε ως υγιή είτε ως εταιρεία σε πτώχευση. Απαιτεί τη χρήση διαφορετικών στατιστικών τεχνικών προκειμένου να ληφθεί ένα μοντέλο βαθμολόγησης με βάση τα χαρακτηριστικά του δανειολήπτη.

Για τον (Flaman, 1997), η πιστοληπτική αξιολόγηση είναι η διαδικασία ανάθεσης μιας σημείωσης (ή βαθμολογίας) σε έναν πιθανό δανειολήπτη για την εκτίμηση της μελλοντικής απόδοσης του δανείου τουορίζουν ότι το Credit Scoring αντιπροσωπεύει ένα σύνολο μοντέλων αποφάσεων και υποκείμενων τεχνικών που καθιστούν δυνατή τη λήψη απόφασης για τη χορήγηση καταναλωτικής πίστης. (Bardos, 2008) επισημαίνει ότι η βαθμολόγηση είναι μια στατιστική ανάλυση που προβλέπει την ποιότητα ενός δανειολήπτη. Αυτή η μέθοδος αποτελεί μέρος της Εξόρυξης Δεδομένων, ορίζεται από τον R. Anderson (2007) ως το σύνολο των στατιστικών μοντέλων ικανών να μετατρέψουν πληροφορίες (ποιοτικές, ποσοτικές) σε μετρήσιμους αριθμητικούς δείκτες προκειμένου να ληφθεί η απόφαση χορήγησης ή απόρριψης του δανείου.

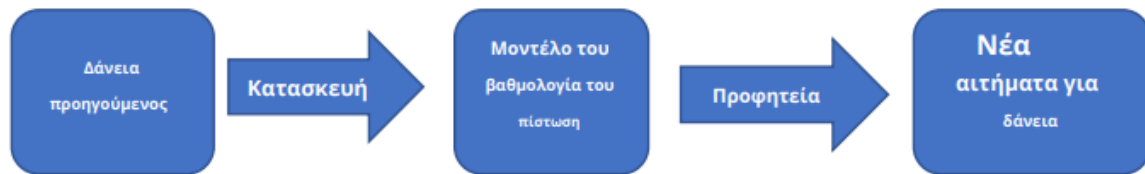
Η τεχνική βαθμολόγησης καθιστά δυνατή τη χρήση στατιστικών μοντέλων για τη μετατροπή δεδομένων (ποιοτικών, ποσοτικών) σε μετρήσιμους αριθμητικούς δείκτες με σκοπό την υποβοήθηση της απόφασης χορήγησης ή απόρριψης πιστώσεων.

Στο ίδιο πνεύμα, ο Gilbert Saporta (2015) ορίζει το Credit Scoring ως ένα σύνολο εργαλείων υποστήριξης αποφάσεων που επιτρέπουν στους χρηματοπιστωτικούς οργανισμούς να μετρούν τον κίνδυνο των χορηγούμενων δανείων.

Οι μέθοδοι βαθμολόγησης έχουν χρησιμοποιηθεί σε διάφορους τομείς εκτός από την πιστωτική αγορά, στην ασφάλιση αυτοκινήτων, στην αναζήτηση διαφήμισης, στην επιδημιολογία, στη διάκριση μεταξύ ασθενών και υγιών κ.λπ. Αλλά γενικά, αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται από τις τράπεζες για να προβλέψουν τον κίνδυνο αθέτησης υποχρεώσεων ενός δανειολήπτη (ένα άτομο ή μια επιχείρηση).

Μέσω του ιστορικού δεδομένων προηγούμενων δανείων, η βαθμολόγηση καθιστά δυνατή την αντιστοίχιση μιας σημείωσης που ονομάζεται «βαθμολογία», η οποία καθιστά δυνατή την πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης υποχρεώσεων για νέα δάνεια.

Η διαδικασία αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας μπορεί να συνοψιστεί ως εξής:



**Σχήμα 2 Διαδικασία Πιστωτικής Βαθμολόγηση Πηγή: Liu2(2001)**

### 5.1 Διαδικασία κατασκευής μοντέλου Scoring

Η κατασκευή μιας συνάρτησης βαθμολογίας βασίζεται στη διάταξη δύο ομάδων, μιας ομάδας που αποτελείται από δανειολήπτες που δεν πληρούν τις υποχρεώσεις τους και μιας άλλης ομάδας που αποτελείται από υγιείς δανειολήπτες. Η ανάπτυξη αυτού του μοντέλου απαιτεί επίσης μια σειρά κριτηρίων:

- Ο καθορισμός του κριτηρίου αστοχίας.
- Η επιλογή των επεξηγηματικών μεταβλητών αυτού του ελαττώματος.
- Η επιλογή της τεχνικής που καθιστά δυνατή την αξιολόγηση αυτού του ελαττώματος.

### 5.2. Ο καθορισμός του κριτηρίου αστοχίας

Είναι απαραίτητο να υπάρχουν ιστορικά στοιχεία για τις αθετήσεις που πρέπει να καλύπτουν έναν πλήρη οικονομικό κύκλο καθώς και να διαμορφωθεί ένα αντιπροσωπευτικό δείγμα δανειοληπτών που αθετούν. Αυτοί οι δανειολήπτες πρέπει να αποτελούν μέρος ομοιογενών πληθυσμών προκειμένου να αναζητηθούν και να εντοπιστούν τα πιο προγνωστικά χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά των πιο υγιών δανειοληπτών από αυτούς που αθετούν. Η ανάπτυξη του μοντέλου βαθμολόγησης απαιτεί επίσης τον καθορισμό ενός ορίζοντα πρόβλεψης. Λαμβάνοντας το παράδειγμα των δεδομένων από το έτος N-3 για την πρόβλεψη της αποτυχίας του τρέχοντος έτους, στην περίπτωση αυτή ο ορίζοντας πρόβλεψης θα είναι τρία χρόνια.

### 5.3. Η επιλογή των επεξηγηματικών μεταβλητών

Η κατασκευή μιας βάσης δεδομένων βασίζεται στη συλλογή χρήσιμων και αξιόπιστων δεδομένων τα οποία επηρεάζουν την ικανότητα αποπληρωμής του δανειολήπτη. Αυτά τα δεδομένα αντιπροσωπεύουν μεταβλητές που συλλέγονται από το ιστορικό και οι οποίες πρέπει να παρουσιάζουν διαφορετικές διαστάσεις του κινδύνου αθέτησης υποχρεώσεων και να ενημερώνουν για τα χαρακτηριστικά του δανειολήπτη, της πίστωσης και του δανειστή (της τράπεζας). Μια ποικιλία μεταβλητών μπορούν να εισαχθούν στο μοντέλο, βρίσκουμε:

- Τα ποιοτικά στοιχεία του δανειολήπτη: Αφορούν τα δημογραφικά χαρακτηριστικά, την επαγγελματική δραστηριότητα, την αρχαιότητα στη δραστηριότητα, την εμπειρία, τη γεωγραφική της θέση, το νοικοκυριό στο οποίο ανήκει και τα περιουσιακά στοιχεία της οικογένειας, ύπαρξη περιστατικού στο παρελθόν. Αυτά τα δεδομένα σχετίζονται με τις βαθμολογίες μεμονωμένων πελατών.

- Λογιστικά και οικονομικά στοιχεία: αφορούν γενικά χρηματοοικονομικούς δείκτες (φερεγγυότητα, δραστηριότητα, μέγεθος, χρέος, ρευστότητα,) για τις εταιρείες.
- Πιστωτικά χαρακτηριστικά: σχετίζονται με το ποσό της πίστωσης που ζητήθηκε, το επιτόκιο, την περίοδο αποπληρωμής, το ποσό των αποπληρωμών, το αναβαλλόμενο ποσό και, κατά περίπτωση, τα είδη των εγγυήσεων κ.λπ.
- Τα χαρακτηριστικά του δανειστή: η τράπεζα πρέπει να έχει πληροφορίες σχετικά με τον υπάλληλο δανεισμού (επίπεδο σπουδών, κοινωνικοδημογραφικά χαρακτηριστικά, οικογενειακή του κατάσταση, επίπεδο σπουδών).

Αυτά τα χαρακτηριστικά πρέπει να εμφανίζονται στη βάση δεδομένων της τράπεζας ώστε να εφαρμοστεί η μέθοδος βαθμολόγησης για την κατασκευή του φύλλου αξιολόγησης.

### Επιλογή της τεχνικής που θα χρησιμοποιηθεί

Με την ανάπτυξη των διαφορετικών αναγκών των συστημάτων πιστοληπτικής αξιολόγησης, υπάρχει μια ποικιλία μεθόδων αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου με τον ίδιο στόχο, που είναι η αύξηση της αποτελεσματικότητας της λήψης αποφάσεων.

Η αρχή αυτών των μεθόδων είναι ο εντοπισμός των μεταβλητών που καθορίζουν την πιθανότητα αθέτησης, προκειμένου να σταθμιστούν τα βάρη τους σε μια ποσοτική βαθμολογία. Αυτά τα συστήματα βαθμολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας δημιουργούνται χρησιμοποιώντας τέσσερις κύριες μορφές πολυμεταβλητής μοντελοποίησης:

- Βαθμολόγηση με το γραμμικό μοντέλο.
- Βαθμολόγηση με το μοντέλο διακριτικής ανάλυσης.
- Βαθμολόγηση με το μοντέλο logit.

Εκτός από αυτές τις τεχνικές, υπάρχουν και άλλες μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης που αναφέρονται από S. Tuffery (2007):

- Νευρωνικά δίκτυα.
- Δέντρα απόφασης
- Εξειδικευμένα συστήματα.
- Γενετικοί Αλγόριθμοι

Στο πλαίσιο αυτό, μπορούν να τεθούν τα ακόλουθα ερωτήματα:

- Ποιες είναι αυτές οι τεχνικές πρόβλεψης και αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου;
- Τι χαρακτηρίζει τις έξυπνες τεχνικές σε σύγκριση με άλλες παραδοσιακές μεθόδους αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας γνωρίζοντας ότι οι δύο κατηγορίες έχουν έναν κοινό στόχο που είναι η ταξινόμηση των υγιών και των αποτυχημένων εταιρειών;

### Λογιστική παλινδρόμηση

Ο Desjardins (2005) ορίζει την λογιστική παλινδρόμηση ως μια τεχνική για την προσαρμογή μιας επιφάνειας παλινδρόμησης σε δεδομένα όταν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι διχοτομική. Αυτή η τεχνική χρησιμοποιείται για μελέτες που στοχεύουν στην επαλήθευση του εάν οι ανεξάρτητες μεταβλητές μπορούν να προβλέψουν μια διχοτομική εξαρτημένη μεταβλητή. {Julie DESJARDINS, “The analysis of logistic regression”, University of Montreal, Tutorial in Quantitative Methods for Psychology, 2005, Vol. 1(1), σελ. 35-41.}

Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται ευρέως στην ιατρική (χαρακτηρισμός άρρωστων ατόμων σε σύγκριση με υγιή άτομα για παράδειγμα), στο μάρκετινγκ και αρχίζει να κερδίζει δυναμική στα οικονομικά και τη διαχείριση δεδομένης της μεγάλης επιτυχίας της.

Η λογιστική παλινδρόμηση είναι μια στατιστική τεχνική που χρησιμοποιείται όταν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι ποιοτική, συνήθως δυαδική ή διχοτομική. Όσον αφορά τις επεξηγηματικές μεταβλητές, αυτές μπορεί να είναι είτε ποιοτικές είτε ποσοτικές.

Το κύριο πλεονέκτημα αυτής της τεχνικής είναι να μετρήσει τη σχέση της συσχέτισης μεταξύ κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής και εξαρτημένης μεταβλητής, λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση των άλλων μεταβλητών που είναι ενσωματωμένες στο μοντέλο.

Το μοντέλο παρέχει την πιθανότητα να συμβεί ένα συμβάν ή όχι (στην περίπτωση μας προεπιλογή ή μη προεπιλογή) και οι ανεξάρτητες μεταβλητές  $X$  είναι εκείνες που ενδέχεται να επηρεάσουν το εάν θα συμβεί ή όχι το συμβάν. Η λογιστική συνάρτηση γράφεται ως εξής:

$$Y = P(Y = 1) = \beta_0 + \beta_1 \chi_1 + \beta_2 \chi_2 + \dots + \beta_n \chi_n + \dots + \beta_k \chi_k$$

Όπου

$$Y = \text{Log} \left[ \frac{p}{1-p} \right]$$

$$p = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i}}$$

Ο ιδρυτής της λογιστικής παλινδρόμησης είναι ο Ohlson (1980), είναι ο πρώτος που δημοσίευσε μια μελέτη για την πρόβλεψη της αποτυχίας χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο logit. Ο Ohlson χρησιμοποίησε εννέα λογιστικές μεταβλητές για να προβλέψει την πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων του δανειολήπτη, υποθέτοντας ότι αυτή η πιθανότητα είναι υλικότεχνικά κατανομημένη.

Έτσι, η αθροιστική συχνότητα των ελαττωμάτων παίρνει την λογιστική λειτουργική μορφή και μπορεί έτσι να λάβει τιμές που περιέχονται μεταξύ μηδέν και ενός. Οι αναλογίες που χρησιμοποιεί ο Ohlson είναι οι εξής

- Αρχείο καταγραφής (συνολικά περιουσιακά στοιχεία / επίπεδο δείκτη τιμών)
- Σύνολο οφειλών / σύνολο ενεργητικού
- Κεφάλαιο κίνησης / σύνολο ενεργητικού
- Οφειλές / κυκλοφορούντα στοιχεία ενεργητικού
- Καθαρά έσοδα / σύνολο ενεργητικού
- Κεφάλαια που προέρχονται από εργασίες / συνολικές οφειλές
- Το καθαρό αποτέλεσμα
- Μια δυαδική μεταβλητή που παίρνει 1, εάν τα συνολικά χρέη είναι μεγαλύτερα από τα συνολικά περιουσιακά στοιχεία, διαφορετικά είναι ίση με 0
- Μια μεταβλητή που παίρνει '1' εάν το καθαρό αποτέλεσμα των δύο τελευταίων ετών είναι αρνητικό, διαφορετικά ισούται με '0'.

Αντιμέτωποι με τους περιορισμούς που συνδέονται με την εφαρμογή παραμετρικών μεθόδων, έχουν εμφανιστεί άλλες τεχνικές δανεισμένες από την τεχνητή νοημοσύνη. Σύμφωνα με ορισμένες συγκριτικές μελέτες, πιο συγκεκριμένα αυτές που εφαρμόζουν προσεγγίσεις τεχνητής νοημοσύνης στην πρόβλεψη επιχειρηματικής αποτυχίας, επιβεβαιώνουν την υπεροχή τους έναντι της διακριτικής ανάλυσης όσον αφορά την ποιότητα πρόβλεψης. Παράλληλα με τα παραμετρικά εργαλεία, έχει ενταθεί η χρήση νευρωνικών δικτύων από τους Altman et al (1994), Bardos et Zhu (1997), εξειδικευμένα συστήματα από τραπεζικά ιδρύματα και μεγάλες εταιρείες.

## Πρόβλεψη χρεοκοπίας με τη χρήση της Data Envelopment Analysis (DEA)

Μια άλλη μέθοδος που χρησιμοποιείται στον τομέα της πρόβλεψης χρεοκοπίας είναι η DEA (Horváthová et Mokrišová 2018).. Σε σύγκριση με τις στατιστικές μεθόδους, η DEA είναι μια σχετικά νέα, μη παραμετρική μέθοδος, η οποία αντιπροσωπεύει μια από τις κύριες πιθανές προσεγγίσεις για την αξιολόγηση της οικονομικής υγείας μιας επιχείρησης και του κινδύνου χρεοκοπίας της (Štefko et al. 2018). Αυτή η μέθοδος εφαρμόστηκε για πρώτη φορά από τους Charnes et al.(1978). Βασίζεται στην ιδέα που αναφέρεται στο άρθρο «Measuring efficiency of decision making units», που δημοσιεύτηκε από τον Farrell το 1957. Το έργο του βασίστηκε στις εργασίες του Debreu(1951) και Koopmans (1951). Farrell (1957) πρότεινε μια νέα προσέγγιση για τη μέτρηση της απόδοσης με βάση μια γραμμική κυρτή καμπύλη περιβάλλουσας και τη χρήση συναρτήσεων μέτρησης απόστασης μεταξύ της επιχείρησης ενδιαφέροντος και του προβλεπόμενου σημείου στο όριο απόδοσης. Με αυτόν τον τρόπο, πρότεινε ένα νέο επίπεδο αποδοτικότητας που βασίζεται στον υπολογισμό δύο συνιστωσών της συνολικής επιχειρηματικής αποδοτικότητας: της τεχνικής αποτελεσματικότητας και της αποδοτικότητας κατανομής πόρων. Η προσέγγιση του Farrell μετρά την ικανότητα της επιχείρησης να μετατρέπει τις εισροές σε εκροές. Ως εκ τούτου, ονομάζεται επίσης προσέγγιση προσανατολισμένη στην είσοδο. Οι Charnes et al.(1978) έχουν εφαρμόσει ένα πολλαπλασιαστικό μοντέλο εισροών-εκροών για τη μέτρηση της επιχειρηματικής αποδοτικότητας. Η προσέγγιση αυτών των συγγραφέων αντιπροσωπεύει έναν υπολογισμό της απόδοσης δύο σταδίων. Το πρώτο βήμα είναι να προσδιορίσετε τα σύνορα παραγωγής, ενώ οι επιχειρήσεις που βρίσκονται σε αυτή τη γραμμή είναι από τις καλύτερες επιχειρήσεις. Στο δεύτερο βήμα, υπολογίζεται η βαθμολογία αποδοτικότητας για τις αναλυόμενες επιχειρήσεις και προσδιορίζεται η απόστασή τους από τα σύνορα παραγωγής. Από την

άποψη της εισαγωγής τους, τα μοντέλα DEA μπορούν να χωριστούν σε DEACC (Οι Charnes et al. 1978) και DEABCC (Οι Banker et al. 1984). Αυτή η μέθοδος αναπτύχθηκε περαιτέρω από τους Färe et al. (1985). Η μέθοδος DEA χρησιμοποιήθηκε επίσης από τους ακόλουθους συγγραφείς: Tone (2001); Wang et al. (2007); Kao and Hwang (2008) και πολλοί άλλοι.

Η πρώτη ιδέα για χρήση της μεθόδου DEA για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας καταγράφηκε από τον Simak (1997), ο οποίος ήταν ο πρώτος που συνέκρινε τα αποτελέσματά του με τα αποτελέσματα του Z-score του Altman. Περιλαμβάνονταν και άλλοι συγγραφείς που ασχολούνται με την πρόβλεψη χρεοκοπίας της DEA Cielen et al. (2004). Οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν το ακτινωτό μοντέλο DEA για να προβλέψουν τη χρεοκοπία και συνέκριναν τα αποτελέσματα με τα αποτελέσματα DA. Κατά το ίδιο έτος Paradi et al. (2004) εφάρμοσε ένα προσθετικό και ακτινωτό μοντέλο μαζί με την τεχνική του peeling. Το μοντέλο πέτυχε 100% επιτυχία στην πρόβλεψη της χρεοκοπίας των επιχειρήσεων. Το 2009, οι Premachandra et al. χρησιμοποίησε ένα μοντέλο ADD και συνέκρινε τα αποτελέσματά του με τα αποτελέσματα της λογιστικής παλινδρόμησης. Το αποτέλεσμα αυτής της έρευνας ήταν ένα ικανοποιητικό επίπεδο σωστής πρόβλεψης της πτώχευσης επιχειρήσεων. Το ποσοστό πρόβλεψης για οικονομικά υγιείς επιχειρήσεις ήταν λιγότερο ακριβές. Sueyoshi και Goto (2009) εφάρμοσε ένα μοντέλο ADD για να δημιουργήσει μια γραμμή σύμφωνα με την οποία οι επιχειρήσεις χρεοκοπούν. Στη συνέχεια τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με την προσέγγιση DEA-DA. Το 2011, οι Premachandra et al. συνδύασε το μοντέλο radial και ADD και δημιούργησε τον δείκτη κατάταξης DEA. Οι Shetty et al. (2012) εφάρμοσε το μοντέλο DEA το 2012 για να προσδιορίσει την πιθανότητα πτώχευσης για αυτούς αναλυθέν επιχειρηματικό δείγμα. Το αποτέλεσμα της μελέτης τους ήταν ο σχεδιασμός δεικτών που θα πρέπει να εφαρμοστούν ως προγνωστικοί παράγοντες της χρεοκοπίας.

Άλλες μέθοδοι που είναι κατάλληλες για εφαρμογή στον τομέα της πρόβλεψης χρεοκοπίας περιλαμβάνουν τα νευρωνικά δίκτυα. Στο πλαίσιο αυτό, είναι δυνατόν να αναφερθούν οι συγγραφείς Odom και Sharda (1990), ο οποίος ανέπτυξε ένα νευρωνικό δίκτυο για τη διερεύνηση της χρεοκοπίας επιχειρήσεων χρησιμοποιώντας επιλεγμένους οικονομικούς δείκτες. O Gherghina (2015) συνέβαλε σημαντικά στην εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στον τομέα αυτό. Το νευρωνικό δίκτυο στον τομέα της πρόβλεψης χρεοκοπίας εφαρμόστηκε επίσης από τους Altman et al. (1994). Άλλες μέθοδοι περιλαμβάνουν δέντρα απόφασης (Breiman et al. 1984; Frydman et al. 1985). Ωστόσο, εν κατακλείδι, θα πρέπει να σημειωθεί

ότι οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μέθοδοι σήμερα είναι η διακριτική ανάλυση και η λογιστική παλινδρόμηση.

### Μεθοδολογία και Δεδομένα

Τα μοντέλα DEA έχουν σχεδιαστεί για να αξιολογούν την τεχνική αποτελεσματικότητα των μονάδων παραγωγής με βάση το μέγεθος των εισροών και των εκροών. Υπάρχουν δύο πιθανές προσεγγίσεις για τη δημιουργία μοντέλων DEA: πολλαπλασιαστική και διπλή. Το διπλό μοντέλο είναι μια πρόσθετη εργασία στο πολλαπλασιαστικό. Ένα σημαντικό πρόβλημα της ανάλυσης DEA είναι οι εξωτερικές επιπτώσεις της παραγωγής (αρνητικές εκροές) και οι επιθυμητές εισροές. Γενικά, στα μοντέλα DEA, η βασική προϋπόθεση είναι η θετικότητα των δεδομένων. Ωστόσο, οι καταστάσεις στις οποίες εμφανίζονται αρνητικές εισροές και εκροές δεν είναι ασυνήθιστες. Στην περίπτωση του δείγματος των εταιρειών που αναλύθηκαν, εμφανίστηκαν αρνητικά αποτελέσματα στην περίπτωση της κερδοφορίας. Οι τρόποι αντιμετώπισης αυτού του προβλήματος είναι διαφορετικοί. Ορισμένα προγράμματα λογισμικού προσδίδουν μηδενικό βάρος σε αρνητικές εισόδους και εξόδους. Μια άλλη επιλογή που χρησιμοποιείται συχνά είναι να αντιμετωπίζετε τις αρνητικές εξόδους ως εισόδους (άρα ελαχιστοποιώντας τις) και τις επιθυμητές εισόδους ως εξόδους (άρα μεγιστοποιώντας τις). Ωστόσο, αυτή η διαδικασία δεν είναι καθολικά εφαρμόσιμη. Μία από τις απλούστερες επιλογές είναι η χρήση ενός προσθετικού μοντέλου στο οποίο οι θετικές και αρνητικές εισροές και έξοδοι αξιολογούνται χωριστά (Οι Premachandra et al. 2009; Mendelová et Stachová 2016).

Το μοντέλο ADD είναι ένα από τα μη προσανατολισμένα μοντέλα. Αυτό το μοντέλο διατυπώθηκε από τους Charnes et al. (1985). Μια μονάδα λήψης αποφάσεων (DMU) εισήχθη ως μια μονάδα για την οποία επιλύθηκε η αποτελεσματικότητα και η οποία περιγράφει οποιαδήποτε οντότητα για την οποία βρίσκεται σε εξέλιξη η διαδικασία μετατροπής των εισροών σε εκροές. Ο προσδιορισμός της απόδοσης DMU με ένα προσθετικό μοντέλο για μεταβλητές αποδόσεις στην κλίμακα σημαίνει επίλυση του ακόλουθου γραμμικού μοντέλου προγραμματισμού:

$$\begin{aligned} \max_{\lambda, s^x, s^y} A_o &= (e_m^T s^x + e_s^T s^y) \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^n x_j \lambda_j + s^x &= x_o, \quad s^x \geq 0, \\ \sum_{j=1}^n y_j \lambda_j - s^y &= y_o, \quad s^y \geq 0, \\ \sum_1^n \lambda_j &= 1, \quad \lambda_j \geq 0, \end{aligned}$$



Όπου,  $e_m$ ,  $e_s$ , είναι μοναδιαία διανύσματα κατάλληλου μήκους και  $s^x$ ,  $s^y$  είναι πρόσθετες μεταβλητές-slacks.  $DMU_{00} = \{1, \dots, n\}$ , είναι αποτελεσματικό όταν  $s^x=0, s^y=0$ , με άλλα λόγια, όταν η αντικειμενική συνάρτηση και όλα τα slacks είναι μηδέν. Διαφορετικά, το DMU ο είναι αναποτελεσματική.

Δεδομένου ότι η εργασία μας δεν ασχολείται με την αποτελεσματικότητα του δείγματος που αναλύθηκε, αλλά καλύπτει μάλλον την πτώχευση, τα διανύσματα εισόδου  $x_0$ , αντικαταστάθηκαν από διανύσματα εξόδου  $y_0$ . Η προϋπόθεση της αποτελεσματικότητας σε αυτή την περίπτωση χρησίμευσε ως προϋπόθεση για την εικαζόμενη πτώχευση της εταιρείας. Στην έρευνά μας χρησιμοποιήσαμε τους παραπάνω οικονομικούς δείκτες. Επιλέξαμε αυτήν την ομάδα δεικτών με τέτοιο τρόπο ώστε να περιέχει δείκτες από όλους τους τομείς αξιολόγησης της χρηματοοικονομικής υγείας (ρευστότητα, κερδοφορία, δραστηριότητα, χρέος) και να μην υπάρχει ισχυρή συσχέτιση μεταξύ των δεικτών. Ως μεταβλητές εξόδου, εφαρμόσαμε δείκτη LLTA—μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις/σύνολο περιουσιακών στοιχείων που χρησιμοποιείται ως μέτρο μόχλευσης που υποδεικνύει τη μακροπρόθεσμη χρηματοοικονομική υποχρέωση και δείκτης CLTA — τρέχουσες υποχρεώσεις/σύνολο περιουσιακών στοιχείων που υποδηλώνει έλλειψη ταμειακών ροών για τη χρηματοδότηση επιχειρηματικών δραστηριοτήτων. Ως μεταβλητές εισροών, εφαρμόσαμε 7 δείκτες:

TRTA—συνολικά έσοδα/σύνολο ενεργητικού

CR (Τρέχουσα αναλογία)—(χρηματοοικονομικά στοιχεία ενεργητικού + βραχυπρόθεσμες απαιτήσεις)/ βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις

WCTA—κεφάλαιο κίνησης/σύνολο ενεργητικού

CATA—κυκλοφορούν ενεργητικό/σύνολο περιουσιακά στοιχεία

EBTA—κέρδη προ τόκων και φόρων/σύνολο περιουσιακών στοιχείων

EBIE—κέρδη προ τόκων και φόρων/τόκων

ETD— ίδια κεφάλαια/ σύνολο χρέους.

Για τη δημιουργία του μοντέλου ADD χρησιμοποιήσαμε το λογισμικό Efficiency Measurement System (EMS). Χωρίσαμε τα αποτελέσματα του μοντέλου DEA σε 6 ζώνες (επιχειρήσεις σε οικονομική δυσπραγία-3 ζώνες και οικονομικά υγιείς επιχειρήσεις-3 ζώνες) σύμφωνα με Mendelová and Bieliková (2016).

### Μεταβλητές εισόδου

Ορίζονται οι παρακάτω μεταβλητές ώστε όταν έχουν μικρές τιμές να καθοδηγούν την αντικειμενική συνάρτηση του μοντέλου, σε μηδενικές τιμές και η συνάρτηση να βρίσκεται στα σύνορα της πτώχευσης.

- CFTA= Ταμειακή ροή / Συνολικό ενεργητικό
- NITA= Καθαρό εισόδημα / Σύνολο ενεργητικού
- WCTA= Κεφάλαιο κίνησης / Συνολικό ενεργητικό
- CATΑ= Κυκλοφορούν ενεργητικό / Σύνολο ενεργητικού
- EBTA= Κέρδη προ φόρων και τόκων / Συνολικό ενεργητικό
- EBIE= Κέρδη προ τόκων και φόρων / Δαπάνη τόκων
- MVCE = Αγοραία αξία μετοχικού κεφαλαίου/Αξία των κοινών μετοχών

### Μεταβλητές εξόδου

- TDTA = Συνολικό χρέος / Συνολικό ενεργητικό
- CLTA = Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις/ Σύνολο ενεργητικού

**Πίνακας 13 ) Στατιστικά στοιχεία των πτωχευμένων εταιριών.**

Επιλογή Δείγματος	Στατιστικά	Μεταβλητές Εισόδου				Μεταβλητές Εξόδου				
		CFTA	NITA	WCTA	CATA	EBTA	EBIE	MVCE	TDTA	CLTA
Πτωχευμένες Επιχειρήσεις	Μέσος Όρος	-0,270	-0,410	-0,230	0,400	-0,140	-4,490	0,450	0,710	0,630
	Διάμεσος	-0,106	-0,180	-0,008	0,379	-0,052	-0,726	0,281	0,586	0,392
	Τυπική Απόκλιση	0,530	0,760	0,640	0,200	0,370	27,480	5,540	0,520	0,630
	Ασυμμετρία	-3,210	-4,900	-2,300	0,250	-5,420	-8,750	-6,110	1,930	2,330
P(value) > (Z)		0,000	0,000	0,000	0,920	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Από τα παραπάνω στοιχεία παρατηρούμε η μέθοδος είναι συγκρίσιμη με την μέθοδο Altman. Παρόλο που τα αποτελέσματα είναι πολύ ικανοποιητικά αλλά η μέθοδος είναι ποιο πολύπλοκη από την μέθοδο του Altman.

## Έξυπνες τεχνικές

Αντιμέτωποι με την άνοδο της προόδου της πληροφορίας (2000), τα τραπεζικά ιδρύματα και οι μεγάλες εταιρείες έχουν χρησιμοποιήσει άλλα μοντέλα όπως μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης, αυτό των νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη του φαινομένου της αποτυχίας. Αυτά τα μοντέλα εμπίπτουν στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης, πιο συγκεκριμένα στον κλάδο που σχετίζεται με τη μηχανική μάθηση.

### Εξειδικευμένα συστήματα

"Ένα έμπειρο σύστημα είναι ένα εργαλείο υπολογιστή τεχνητής νοημοσύνης, σχεδιασμένο να προσομοιώνει την τεχνογνωσία ενός ειδικού, σε ένα συγκεκριμένο και καλά καθορισμένο πεδίο, χάρη στην εκμετάλλευση ενός συγκεκριμένου όγκου γνώσης που παρέχεται ρητά από ειδικούς του τομέα. »JC Pomerol.

Ο Davis (1986), δηλώνει ότι τα έμπειρα συστήματα είναι χρήσιμα για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων όπως η επιχειρηματική στρατηγική, η αξιολόγηση, η λήψη αποφάσεων και η επίλυση προβλημάτων.

Αυτή η μέθοδος τεχνητής νοημοσύνης θεωρείται ότι είναι:

- Σύστημα αποφάσεων: σε αυτήν την περίπτωση το σύστημα προσφέρει επιλογές που πρέπει να ακολουθηθούν
- Σύστημα υποστήριξης αποφάσεων: στο βαθμό που το σύστημα είναι ικανό να προτείνει επιλογές διατηρώντας παράλληλα ένα περιθώριο ερμηνευτικής εξουσίας λήψης αποφάσεων.
- Σύστημα υποστήριξης μάθησης: το σύστημα παίζει το ρόλο του εκπαιδευτή για την ανάπτυξη της γνώσης.

Στο πλαίσιο της απόφασης χορήγησης της πίστωσης, τα έμπειρα συστήματα βασίζονται στους κανόνες που αφορούν τα χαρακτηριστικά του πελάτη που προσδιορίζονται από τους υπεύθυνους της πίστωσης. Αυτοί οι κανόνες καθιστούν δυνατή την

αξιολόγηση του κινδύνου αθέτησης υποχρεώσεων κάθε δανειολήπτη και την εκχώρηση βαθμολογίας σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά του.

## Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Μεταξύ των μη παραμετρικών μεθόδων, βρίσκουμε νευρωνικά δίκτυα που κατέχουν εξέχουσα θέση στον τομέα της ταξινόμησης και της πρόβλεψης. Αυτή η προσέγγιση έχει προσελκύσει πρόσφατα την προσοχή των ερευνητών. Αναπτύχθηκε τη δεκαετία του 1980 για να ασχοληθεί με τα όρια της διακριτικής ανάλυσης στην πρόβλεψη του πιστωτικού κινδύνου. Η ικανότητα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων να ανιχνεύουν μη γραμμικές σχέσεις στα δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι τα καθιστά κατάλληλα για τη μοντελοποίηση μη γραμμικών δυναμικών συστημάτων. OS. Haykin(1999) τα περιγράφει στο βιβλίο του με τίτλο *NeuralNetworksandLearningMachines*»ως προσαρμοστικές μηχανές ή πιο συγκεκριμένα: «Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας μαζικά παράλληλος καταναμημένος επεξεργαστής που έχει μια φυσική τάση να αποθηκεύει εμπειρία και γνώση και να παρέχει χρήση. Μοιάζουν με τον εγκέφαλο με δύο τρόπους: η γνώση αποκτάται από το δίκτυο, μέσω μιας διαδικασίας μάθησης, και η ενδονευρική ισχύς των συνδέσεων, γνωστή ως βάρος συνάψεων, χρησιμοποιείται για την αποθήκευση αυτής της γνώσης».

Όπως γράφει ο Jackson, (1990) όλα τα εισερχόμενα δεδομένα στο κυτταρικό σώμα φτάνουν στους δενδρίτες, οι οποίοι επίσης χρησιμεύουν ως αγωγοί για εξερχόμενες πληροφορίες, παραδίδοντάς τις σε γειτονικούς νευρώνες, χρησιμεύοντας έτσι ως διασύνδεση. Μαθηματικά, η συνάρτηση των δενδριτών μπορεί να οριστεί ως αθροιστική. Από την άλλη πλευρά, οι άξονες ή οι νευρικές ίνες που διεξάγουν ηλεκτρικά ερεθίσματα από το σώμα του νευρώνα βρίσκονται μόνο στα εξερχόμενα κύτταρα και έχουν ένα δυναμικό που, εάν διεγείρονται πάνω από ένα συγκεκριμένο όριο, μεταδίδουν ηλεκτρικό σήμα. Οι άξονες συνδέονται με τις συνάψεις – που δηλώνουν την παρουσία μιας συγκεκριμένης επαφής μεταξύ των μεμβρανών δύο κυττάρων, εκ των οποίων τουλάχιστον το ένα είναι νεύρο, συνδέονται με τους δενδρίτες άλλων νευρώνων. Όταν το ηλεκτρικό σήμα στις συνάψεις εισόδου φτάσει σε ένα συγκεκριμένο όριο, μεταδίδει το σήμα στους δενδρίτες με τους οποίους είναι συνδεδεμένο. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιέχει περίπου μεταξύ 80 και 100 δισεκατομμυρίων διασυνδεδεμένων νευρώνων που αποτελούν την τεράστια, παράλληλη υπολογιστική του ισχύ

Η ιδέα της χρήσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη αναφέρθηκε για πρώτη φορά από τους Hu et Root (1964) με σκοπό τις συνοπτικές καιρικές προβλέψεις και το συμπέρασμα στο οποίο κατέληξε ο συγγραφέας είναι ότι τα προσαρμοστικά συστήματα (όπως τα αποκαλεί ο συγγραφέας) έχουν τη δυνατότητα να κάνουν χρήσιμες προβλέψεις καιρού χωρίς να κατανοούν πλήρως τη συγκεκριμένη δυναμική ή να έχουν όλες τις απαραίτητες παραμέτρους που επηρεάζουν τις ατμοσφαιρικές συνθήκες. Η έλλειψη μεθόδων

για την εκπαίδευση των δικτύων την εποχή εκείνη εμπόδισε την εφαρμογή αυτών των μεθόδων πρόβλεψης σε πιο περίπλοκα προβλήματα. Αλλά μετά την εισαγωγή του αλγόριθμου της αντίστροφης διάδοσης στη δεκαετία του 1980, ο Werbos (1988) χρησιμοποίησε αυτήν την τεχνική εκπαίδευσης το 1988 και ισχυρίστηκε ότι τα νευρωνικά δίκτυα αποδίδουν καλύτερα από τις μεθόδους παλινδρόμησης και το μοντέλο Box-Jenkins στην πρόβλεψη.

Η λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου περνά από τρεις φάσεις:

- Φάση εισαγωγής
- Φάση μεταφοράς
- Μαθησιακή φάση

#### Φάση Εισαγωγής

Τα δίκτυα λαμβάνουν τις πληροφορίες σε ένα επίπεδο λήψης που περιέχει νευρώνες. Οι τελευταίοι επεξεργάζονται αυτές τις πληροφορίες με ή χωρίς τη βοήθεια ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων που περιέχουν έναν ή περισσότερους νευρώνες που παράγουν ένα σήμα ή πολλές εξόδους. Κάθε νευρώνας που ανήκει είτε στο πρώτο στρώμα (υποδοχέας), είτε στα κρυφά στρώματα ή στο στρώμα εξόδου συνδέεται με τους άλλους νευρώνες με συνδέσεις (παρόμοιες με τις συνάψεις του εγκεφάλου) (Thuillier. D, 1997)

Τα νευρωνικά δίκτυα, στο πλαίσιο της αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας, καθιστούν δυνατή τη συσχέτιση των εισροών (η βάση δεδομένων αποτελείται από πιστωτικά αρχεία) και των εξόδων (το αποτέλεσμα της πίστωσης: καλοί πληρωτές ή κακοί πληρωτές) χωρίς να υποθέσουμε ότι αυτή η σχέση είναι γραμμική.

Η διαδικασία επεξεργασίας έχει ως εξής:

Επίπεδο εισόδου:

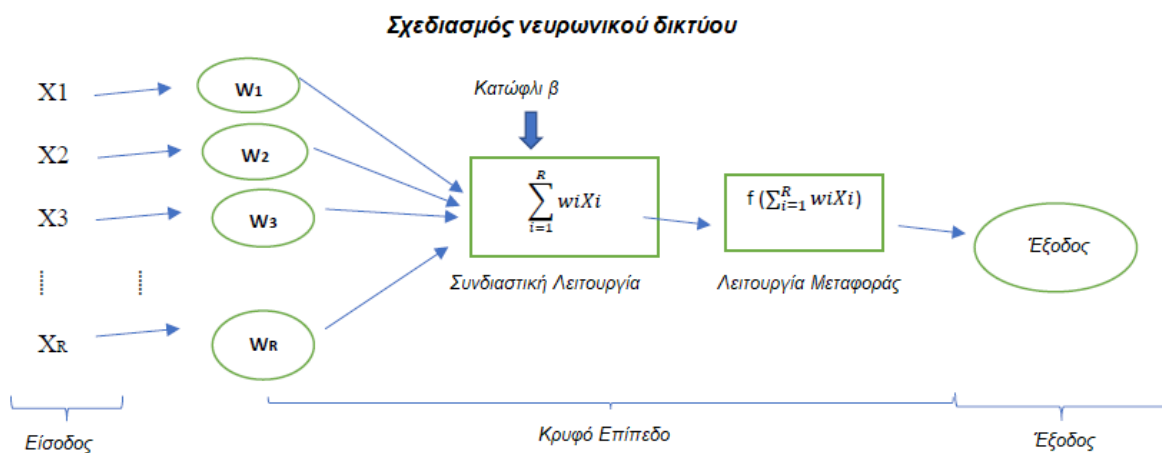
Το στρώμα εισόδου αποτελείται από νευρώνες που λαμβάνουν σήματα από το περιβάλλον. Αυτό το επίπεδο χρησιμοποιείται για τη διανομή των τιμών εισόδου στους νευρώνες των ανώτερων στιβάδων, πιθανώς πολλαπλασιασμένες ή τροποποιημένες με τον ένα ή τον άλλο τρόπο. Ο αριθμός των νευρώνων εισόδου εξαρτάται από τον αριθμό των μεταβλητών στο διάλυμα εισόδου.

Κρυφά επίπεδα:

Οι νευρώνες σε αυτά τα στρώματα δεν έχουν άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Βρίσκονται μεταξύ του επιπέδου εισόδου και εξόδου. Ο προσδιορισμός του αριθμού των νευρώνων στα κρυφά στρώματα είναι το πιο δύσκολο έργο στα νευρωνικά δίκτυα. Είναι προτιμότερο να χρησιμοποιείται μειωμένος αριθμός κρυφών νευρώνων, αλλά είναι επίσης ανεπαρκής η χρήση μόνο δύο νευρώνων για τη μοντελοποίηση ενός συνόλου δεδομένων (Jantzen, J, 1998).

Επίπεδο εξόδου:

Οι νευρώνες σε αυτό το στρώμα εκπέμπουν σήματα στο περιβάλλον και υπολογίζει ένα σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισροών του. Ο αριθμός των νευρώνων εξόδου σχετίζεται με το πρόβλημα που μελετήθηκε. Το παρακάτω σχήμα δείχνει ξεκάθαρα τη λειτουργία και την αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου. Πράγματι, κάθε καταχώριση συνδέεται με ένα βάρος  $w_i$ , το οποίο λέγεται συναπτικό βάρος, το οποίο αποτελεί μια συνδετική δύναμη.



**Σχήμα 3 Σχεδιασμός Νευρωνικού Δικτύου (Stéphane Tufféry, 2007)**

Ο νευρώνας δεν επεξεργάζεται κάθε πληροφορία που λαμβάνει μονομερώς, αλλά εκτελεί ένα σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισροών. Αυτό το άθροισμα αντιπροσωπεύεται από την ακόλουθη συνάρτηση:

$$a = \sum_{i=1}^R w_i x_i - b$$

Όπου:

b: Κατώφλι ενεργοποίησης νευρώνων

xi: Τα δεδομένα εισόδου

R: Το πλήθος των πληροφοριών

w<sub>i</sub>: η στάθμιση του σήματος που εκπέμπει ο νευρώνας του επιπέδου εισόδου προς τον νευρώνα του κρυφού στρώματος.

a: το επίπεδο ενεργοποίησης του νευρώνα, το οποίο είναι το συνολικό σήμα που λαμβάνει ο νευρώνας από το κρυφό στρώμα.

#### Φάση Μεταφοράς

Κάθε νευρώνας λαμβάνει τις πληροφορίες που μετασχηματίζονται από τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος με το οποίο είναι σε σχέση για τον υπολογισμό του δυναμικού ενεργοποίησής του. Η συνάρτηση ενεργοποίησης ή η συνάρτηση μεταφοράς είναι η συνάρτηση που καθορίζει την έξοδο ενός νευρώνα από το σταθμισμένο άθροισμα των βαρών των εισόδων του δικτύου. Η συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού στρώματος είναι συχνά μη γραμμική, γεγονός που δίνει στο ANN την ιδιότητα της μη γραμμικότητας. Υπάρχουν διάφοροι τύποι συναρτήσεων μεταφοράς, βρίσκουμε: η συνάρτηση Heaviside, Η γραμμική συνάρτηση, η εκθετική σιγμοειδής συνάρτηση, αλλά η πιο χρησιμοποιούμενη συνάρτηση είναι η σιγμοειδής συνάρτηση, ορίζεται ως πραγματική συνάρτηση από το R στο R, συνεχής, οριοθετημένη, γνωρίζοντας ότι η παράγωγός του είναι πάντα θετική. Μπορεί να πάρει δύο μορφές: την εκθετική λογιστική συνάρτηση ή την υπερβολική συνάρτηση.

#### Μαθησιακή φάση

Μεταξύ των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών των νευρωνικών δικτύων είναι η μάθηση, το τελευταίο βασίζεται στην ανάπτυξη του νευρωνικού δικτύου μέχρι να επιτευχθεί το αναμενόμενο αποτέλεσμα. Με άλλα λόγια, η λειτουργία του νευρωνικού δικτύου βασίζεται στην παροχή δεδομένων εισόδου που ο νευρώνας πρέπει να μάθει να αναγνωρίζει για να τα ταξινομήσει σε ομοιογενείς υποομάδες, που ονομάζεται: μη εποπτευόμενη μάθηση για περιγραφικούς σκοπούς ή εποπτευόμενη μάθηση για προγνωστικούς σκοπούς (Obiang-Ndong, 2007).

Στην εποπτευόμενη μάθηση, το δίκτυο προσαρμόζεται συγκρίνοντας το αποτέλεσμα που έχει υπολογίσει, με βάση τις εισόδους που παρέχονται, και την αναμενόμενη απόκριση στην έξοδο. Το σύστημα προσαρμόζει τα δεδομένα μέχρι να λάβει τη σωστή έξοδο. Σχετικά με τη μάθηση χωρίς επίβλεψη, είναι σε θέση να ανακαλύψει το σχήμα από τα δεδομένα που παρέχονται αφού το δίκτυο σε αυτή την περίπτωση πρέπει να αναζητήσει ομοιότητες μεταξύ



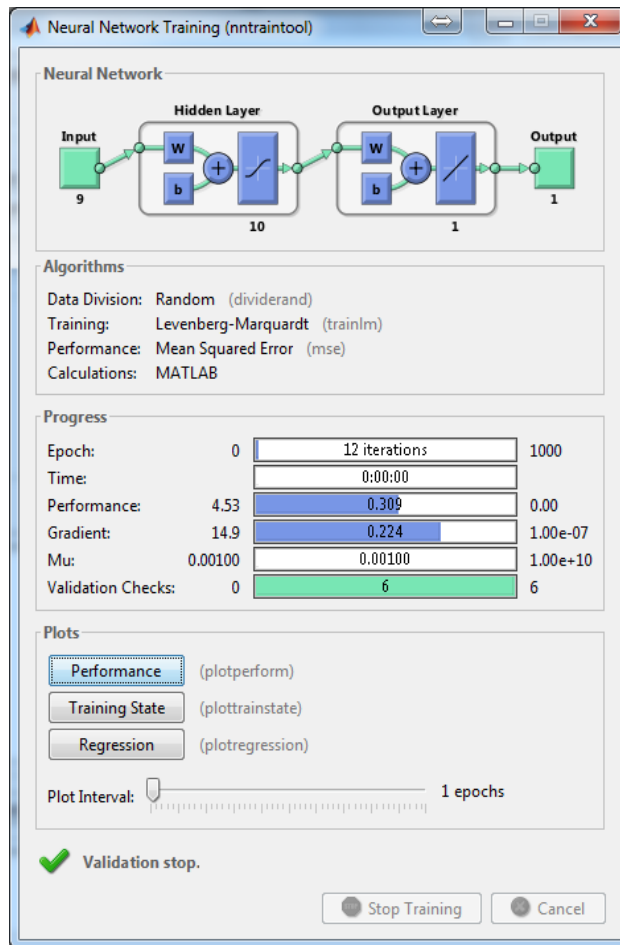
των πληροφοριών στη βάση δεδομένων, σε αυτόν τον τύπο μάθησης, τα δεδομένα εισόδου υπάρχουν, αλλά δεν υπάρχουν πληροφορίες για την επιθυμητή έξοδο .

### Γενετικοί Αλγόριθμοι

Αυτή είναι μια μέθοδος που ανήκει στην οικογένεια των μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης, είναι ένα θέμα που ενδιαφέρει πολλούς συγγραφείς. Πράγματι, οι Varetto (1998) et al. ήταν οι πρώτοι που ανέπτυξαν γενετικούς αλγόριθμους για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας. Αυτό το διαμορφωμένο μοντέλο πρόβλεψης είναι επομένως πολύ παρόμοιο με τη μέθοδο νευρωνικών δικτύων. Αυτή η μέθοδος καθιστά δυνατή την εξαγωγή μιας τροχιάς της πορείας της πτώχευσης με βάση μια ολόκληρη σειρά πληροφοριών και λογιστικών δεικτών για εταιρείες που έχουν βιώσει ή όχι πτώχευση και χάρη σε μια σειρά επαναλήψεων. Από εκεί και πέρα, αυτή η τροχιά μπορεί να επαναληφθεί και για άλλες εταιρείες. Ο στόχος είναι να επιτευχθούν, μετά τις διάφορες υποτροπές, ολόένα και πιο ομοιογενείς πληθυσμοί διαλυμάτων μέχρι την επίτευξη του προκαθορισμένου ορίου ομοιογένειας (Refait, 2004). Θα παρατηρήσει την ποιότητά τους μέσα από τα ποσοστά των καλών ταξινομήσεων και τέλος, θα διατηρήσει τις πιο αποτελεσματικές λειτουργίες ανάλυσης και ενδεχομένως θα τις συνδυάσει για να αποκτήσει νέες τυχαία.

### Αποτελέσματα υπολογισμού με νευρωνικά δίκτυα

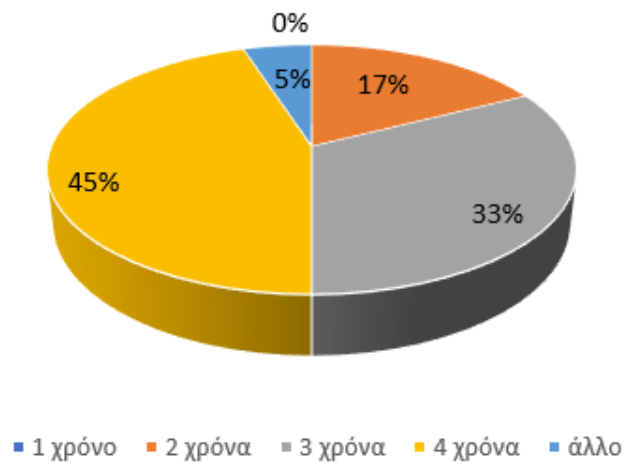
Χρησιμοποιώντας τις ίδιες εταιρείες και τις ίδιες αναλογίες όπως σε προηγούμενες μεθόδους εκπαιδεύτηκε το νευρωνικό δίκτυο έτσι ώστε να τεθεί η εταιρεία υπό έρευνα στο σωστό μέρος παρόμοιο με αυτά που προβλέπονται χρόνια πτώχευσης.



### *Εικόνα 1 Δομή NeuralNetwork*

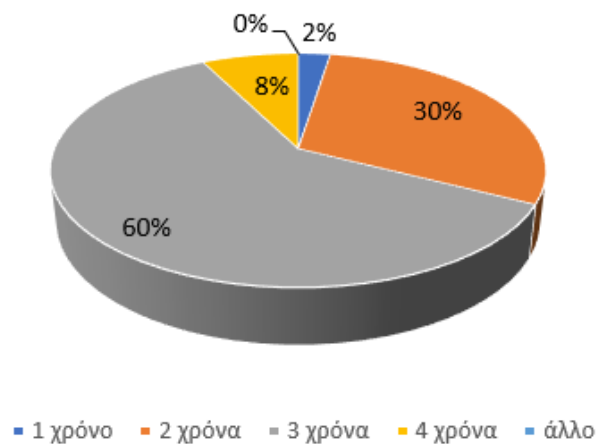
Όσον αφορά την εκπαίδευση του συγκεκριμένου NN, ο αριθμός των εισόδων που χρησιμοποιήθηκε είναι 9 και για το κρυφό του επίπεδο 10 στον αριθμό κορυφές.

### 4 χρόνια πριν την πτώχευση



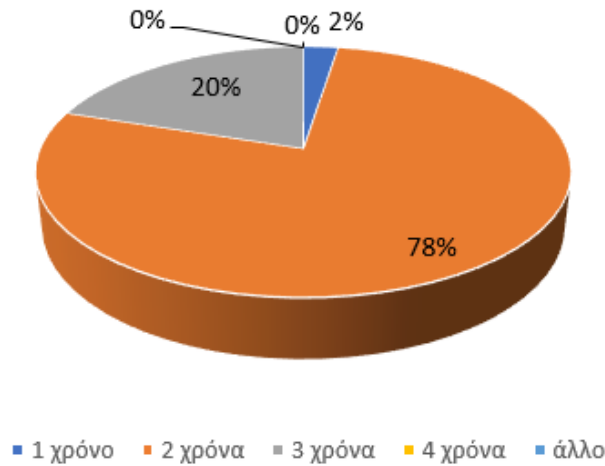
*Εικόνα 2) Ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης των υπό μελέτη πτωχευμένων εταιρειών για τέταρτο χρόνο πριν από την πτώχευση.*

### 3 χρόνια πριν την πτώχευση



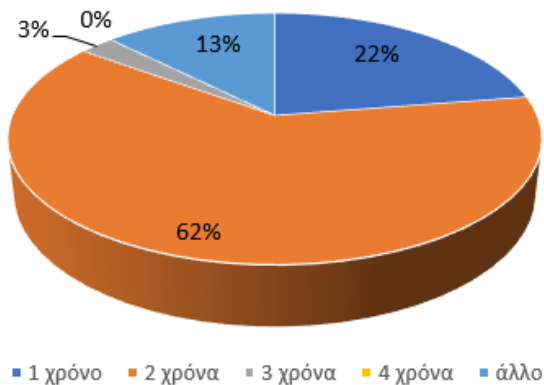
*Εικόνα 3) Ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης των υπό μελέτη πτωχευμένων εταιρειών για τρίτο χρόνο πριν από την πτώχευση.*

## 2 χρόνια πριν την πτώχευση



**Εικόνα 4) Ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης των υπό μελέτη πτωχευμένων εταιρειών για δεύτερο χρόνο πριν από την πτώχευση.**

## 1 χρόνο πριν την πτώχευση



**Εικόνα 5) Ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης των υπό μελέτη πτωχευμένων εταιρειών για πρώτο χρόνο πριν από την πτώχευση**

Η χρήση των νευρωνικών δικτύων, όπως παρουσιάζεται παραπάνω, αποδίδει μια πολύ καλή βαθμολογία για τις εταιρείες δύο χρόνια πριν την πτώχευση. Μπορεί να πραγματοποιηθεί η ίδια ανάλυση για περισσότερα χρόνια πριν την πτώχευση (3 ή 4 χρόνια νωρίτερα). Οι υπολογισμοί που πραγματοποιήθηκαν για 1 χρόνο πριν, δείχνουν μια μετατόπιση στον προηγούμενο χρόνο, με το ικανοποιητικό ποσοστό περίπου 85%

## Συμπεράσματα

Η πτώχευση δεν προορίζεται αποκλειστικά για μικρές επιχειρήσεις στη φάση εκκίνησης, αλλά μπορεί να επηρεάσει κάθε τύπο επιχείρησης, ανεξαρτήτως μεγέθους. Η εταιρική αποτυχία θεωρείται εδώ και πολύ καιρό ένα «συμπτωματικό» στοιχείο της χρηματοοικονομικής θεωρίας για την αντιμετώπιση πιο περίπλοκων προβλημάτων όπως η επιλογή της δομής της εταιρικής χρηματοδότησης. Λαμβάνοντας υπόψη τον κίνδυνο αθέτησης πληρωμών που συνδέεται με τη χρηματοδότηση χρέους βρίσκει την πηγή του στο έργο των Modigliani και Miller (1958, 1963) που υποστηρίζεται από το έργο των Beaver (1966) και Altman (1968). Αυτά τα τελευταία, τελικά, καθιστούν την αποτυχία της επιχείρησης ένα ερευνητικό πρόβλημα από μόνο του ικανό να επηρεάσει σημαντικά τις αποφάσεις των οικονομικών παραγόντων όσον αφορά την επιλογή της χρηματοδότησης και των επενδύσεων.

Ο σημαντικός αριθμός ερευνητικών εργασιών που αφιερώνονται στην πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας δείχνει το αυξανόμενο ενδιαφέρον για αυτήν από ερευνητές και επαγγελματίες του χώρου. Από την πρωτοποριακή δουλειά του Altman (1968), έχουν αναπτυχθεί πολλά μοντέλα αποτυχίας. Παρά την ποικιλία των στατιστικών τεχνικών που χρησιμοποιούνται και τον αριθμό των αναλογιών που χρησιμοποιούνται, η γενική αρχή που βασίζεται στις διάφορες μελέτες είναι παρόμοια:

- Αρχικά, πρέπει να καταρτιστούν δύο υποδείγματα εταιρειών των οποίων η πιθανότητα αποτυχίας είναι γνωστή εκ των προτέρων
- Έπειτα, επιλογή των διακριτών μεταβλητών και στη συνέχεια δημιουργίας μιας στατιστικής σχέσης μεταξύ αυτών των μεταβλητών και της μεταβλητής που πρέπει να εξηγηθεί (η διχοτομική κατάσταση του να είναι ή να μην είναι ελαττωματική).
- Τέλος, έλεγχος της ευρωστίας του δείκτη κινδύνου.

Τα μοντέλα τα οποία παρουσιάστηκαν παραπάνω έχουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Το Altman Z-score έχει αποδειχθεί αποτελεσματικό στην εύρεση εταιρειών που βρίσκονται κοντά σε πτώχευση και, ως εκ τούτου, είναι ένα καλό συστατικό για να συμπεριληφθεί στην πλήρη ανάλυση μιας εταιρείας. Το Z-score καθιστά δυνατό το φιλτράρισμα των πιο επικίνδυνων εταιρειών κατά την αναζήτηση πιθανών επενδύσεων. Η φόρμουλα έχει ακρίβεια περίπου 70-90%, η οποία είναι επομένως πολύ καλή και επομένως μπορεί να δώσει μια καλή ένδειξη για το εάν η εταιρεία κινδυνεύει να πτωχεύσει.

Ο υπολογισμός είναι επίσης σχετικά εύκολος στη χρήση, σε σύγκριση με ορισμένα άλλα περίπλοκα μοντέλα που μπορεί να είναι δύσκολο να υπολογιστούν μόνοι σας με απλό τρόπο. Αυτό είναι επομένως κάτι που οι περισσότεροι επενδυτές μπορούν να επιλέξουν να χρησιμοποιήσουν και δεν χρειάζονται προηγμένους υπολογισμούς ή ειδικά εργαλεία για να μάθουν τι βαθμολογία Z έχει μια εταιρεία.

Υπάρχουν επίσης μερικά μειονεκτήματα στο Altman Z-score που αξίζει να αναφερθούν. Το μοντέλο δεν έχει ακρίβεια 100% και δεν είναι εντελώς τέλειο. Αλλά δεν είναι πραγματικά συγκεκριμένο για το Z-score, καθώς ισχύει και για άλλα μοντέλα, τύπους και υπολογισμούς. Τείνει επίσης να έχει κάπως χαμηλότερη ακρίβεια και δεν λαμβάνει υπόψη τις μεγάλες παραγγελίες που μπορεί να έχει στα σκαριά η εταιρεία, ή μεμονωμένα γεγονότα που μπορεί να συμβαίνουν κατά καιρούς. Και αυτό μπορεί στη συνέχεια να δώσει ένα λάθος αποτέλεσμα.

Δεν λειτουργεί πολύ καλά η χρήση του Z-score σε εταιρείες που έχουν πολύ χαμηλό κέρδος ή σε εταιρείες που έχουν ζημιές. Αυτές οι εταιρείες θα λάβουν χαμηλό σκορ Z, ανεξάρτητα από το πώς φαίνεται η οικονομική τους σταθερότητα. Ο υπολογισμός εξαρτάται φυσικά και από τα σωστά δεδομένα που χρησιμοποιούνται. Εάν η εταιρεία επιλέξει να προσπαθήσει να ασχοληθεί με την τήρηση βιβλίων και τη λογιστική προσπαθώντας να κάνει τα πράγματα να φαίνονται καλύτερα από ό,τι πραγματικά είναι, φυσικά θα δώσει ένα εσφαλμένο αποτέλεσμα. Αυτό τείνει να συμβαίνει μεταξύ εταιρειών που αναπτύσσονται ανεπαρκώς, σε μια προσπάθεια να διατηρήσουν μια ωραία πρόσοψη προς τα έξω. Μερικοί έχουν επίσης επισημάνει ότι ο τύπος πρέπει να είναι κάπως πολύ απλός και όχι απόλυτα αξιόπιστος. Τότε πρέπει να οφείλεται στο ότι ο Altman είχε πολύ μικρή βάση εταιρειών όταν ανέπτυξε το μοντέλο.

Τα νευρωνικά δίκτυα βασίζονται στην ικανότητα αναγνώρισης και ταξινόμησης διαφορετικών προτύπων. Αυτή η μέθοδος έχει αποδειχθεί ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να διορθώσει πολλά οικονομικά προβλήματα, για παράδειγμα στην περίπτωση πρόβλεψης χρεοκοπίας. Αρκετοί ερευνητές στον τομέα της πρόβλεψης χρεοκοπίας έχουν καταλήξει στο συμπέρασμα ότι αυτή η μέθοδος έχει καλύτερη ικανότητα να προβλέπει χρεοκοπίες σε σύγκριση με τις κλασσικές μεθόδους, με ακρίβεια 68% για 3 χρόνια πριν την πτώχευση ενώ τον τελευταίο χρόνο έφτασε το 72%, ποσοστά καλύτερα και πιο στοχοποιημένα σε σχέση με τη μέθοδο Altman. Για την εκπαίδευση του δικτύου ακολουθήθηκε αλγόριθμος εκμάθησης πίσω διάδοσης.

Ένα πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι ότι μπορεί να ορίσει διαφορετικές συνθήκες στα δεδομένα και να γενικεύσει τα αποτελέσματα της μελέτης σε έναν ευρύτερο πληθυσμό, σε σύγκριση με τις στατιστικές μεθόδους που έχουν επικριθεί ότι δεν είναι σε θέση να εκτελέσουν αξιόπιστες γενικεύσεις των αποτελεσμάτων της μελέτης. Ένα μειονέκτημα αποτελεί ο χρόνος για τη δημιουργία και την εκπαίδευση του μοντέλου ώστε να λειτουργεί σωστά με τη βοήθεια επαναλήψεων και εισαγωγής πληροφοριών.

Η Ανάλυση Περιβάλλοντος Δεδομένων (DEA) είναι μια μη παραμετρική μέθοδος, βασισμένη στη χρήση γραμμικού προγραμματισμού, η οποία επιτρέπει τον υπολογισμό της αποδοτικότητας των μελετημένων οργανισμών. Οι αποτελεσματικοί οργανισμοί αποτελούν το όριο εντός του οποίου περιλαμβάνονται όλοι οι οργανισμοί στο δείγμα. Η αποτελεσματικότητα των οργανισμών που βρίσκονται εντός του ορίου καθορίζεται από την απόσταση από το όριο. Οι εκτιμήσεις για την τεχνική απόδοση που προέρχονται από την DEA λαμβάνονται μέσω συγκρίσεων και παρατήρησης και δεν αναφέρονται στα εκτιμώμενα σύνορα. Επιτρέπει την ταυτόχρονη εξέταση πολλαπλών εισροών και εξόδων, χωρίς καμία υπόθεση για την κατανομή των δεδομένων. Σε κάθε περίπτωση, η αποδοτικότητα μετριέται με την αναλογική μεταβολή των εισροών ή των εκροών, πράγμα που σημαίνει ότι η αποτελεσματικότητα των μονάδων λήψης αποφάσεων αποτελεί αντικείμενο ανάλυσης.

Το DEA παρέχει ορισμένα εννοιολογικά και πρακτικά πλεονεκτήματα καθώς ξεπερνά την πολυπλοκότητα που προκύπτει από την έλλειψη κοινής κλίμακας μέτρησης και αποφεύγει επίσης την ανάλυση από υποκειμενικές αξιολογήσεις υπέρ των αντικειμενικών αξιολογήσεων που προκύπτουν από τη στάθμιση των μεταβλητών κατά τη διαδικασία βελτιστοποίησης. Ως εμπειρική μεθοδολογία, η Ανάλυση Περιβάλλοντος Δεδομένων (DEA) είναι καλά αναγνωρισμένη στην αξιολόγηση Πτώχευσης.

Επεξεργαζόμενοι και αναλύοντας τους υπολογισμούς που έχουν γίνει για κάθε μέθοδο καθώς, λαμβάνοντας υπόψη την πολυπλοκότητα και τον χρόνο, οδηγούμαστε στο συμπέρασμα ότι η χρήση των νευρωνικών δικτύων, όπου με τα ελάχιστα οικονομικά δεδομένα αποδίδει καλύτερα την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας.

## Βιβλιογραφία

Abraham C., Cooper W. et Rhodes E. (1978), "Measuring the efficiency of decision making units.", *European Journal of Operation Research* 2: 429–44.

Adnan Aziz M. et Dar H.A. (2006), « Predicting corporate bankruptcy: where we stand? », *Corporate Governance: The international journal of business in society*, vol. 6, n°1, pp. 18–33.

Agarwal V. et Taffler R. (2008), « Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models », *Journal of Banking & Finance*, vol. 32, n°8, pp. 1541–1551.

Altman E.I. (1968), « Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy », *The journal of finance*, vol. 23, n°4, pp. 589–609

Altman E.I. et Brenner M. (1981), « Information effects and stock market response to signs of firm deterioration », *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 16, n°1, pp. 35–51

Altman E.I. et Hotchkiss E. (2010), *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*, John Wiley & Sons.

Altman, E. I., Marco, G., Varetteo, F. (1994), *Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Network – The Italian Experience*, *Journal of Banking and Finance*, vol. 18, n° 3, pp. 505-529.

Anderson, R. (2007). "The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation". New York: Oxford University Press.

Argenti J. (1976), « Corporate planning and corporate collapse », *Long Range Planning*, vol. 9, n°6, pp. 12–17.

Artus P. et Lecointe F. (1991), « Crise financière et crise de l'endettement privé aux Etats-Unis », *Revue française d'économie*, vol. 6, n°1, pp. 37–85

Aziz A., Emanuel D.C. et Lawson G.H. (1988), « Bankruptcy prediction-an investigation of cash flow based models », *Journal of Management Studies*, vol. 25, n°5, pp. 419–437.

Back B., Oosterom G., Sere K. et Van Wezel M. (1994), « A comparative study of neural networks in bankruptcy prediction », *Proc. Conf. on Artificial Intelligence Res. in Finland*, pp. 140–148.



Balcaen S. et Ooghe H. (2006), « 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems », *The British Accounting Review*, vol. 38, n°1, pp. 63–93.

Balcaen S. et Ooghe H. (2006), « 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems », *The British Accounting Review*, vol. 38, n°1, pp. 63–93.

Baldwin J.R. et Gray T. (1997), « Les faillites d'entreprise au Canada », *Statistique Canada*, n°61-525-XIF, Ottawa.

Banker D.,Charnes A.et Cooper W. (1984), "Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis", *Management Science* 30: 1078–92.

Bardos M., Zhu W.H. (1997), Comparaison de l'analyse discriminante linéaire et des réseaux neuronaux : application à la détection de défaillance d'entreprises, *Revue Statistique Appliquée*, XLV (4), 65-92.

BARDOS Mireille, 2008, « Scoring sur données d'entreprises : instrument de diagnostic individuel et outil d'analyse de portefeuille d'une clientèle », *Revue MODULAD*, N°38.

Bauer J. et Agarwal V. (2014), « Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test », *Journal of Banking & Finance*, vol. 40, pp. 432–442.

Beale R., Jackson T.,(1990), *Neural Computing - An Introduction*, Published by Institute of Physics Publishing

Beaver W.H. (1966), « Financial ratios as predictors of failure », *Journal of accounting research*, pp. 71–111.

Bescos P.L. (1989), « Défaillance et redressement des PMI: Recherche des indices et des causes de défaillance », *Cahier de Recherche du CEREG*, vol. 8701

Bharath S.T. et Shumway T. (2008), « Forecasting default with the Merton distance to default model », *The Review of Financial Studies*, vol. 21, n°3, pp. 1339–1369

Bharath S.T. et Shumway T. (2008), « Forecasting default with the Merton distance to default model », *The Review of Financial Studies*, vol. 21, n°3, pp. 1339–1369.

Blazy R. (2000), La faillite: éléments d'analyse économique: thèse honorée d'une subvention du Ministère de l'Éducation nationale, Economica

Blazy R. (2000), La faillite: éléments d'analyse économique: thèse honorée d'une subvention du Ministère de l'Éducation nationale, Economica.

Brédart X. et Levratto N. (2018), « Échec, défaillance et faillites des entreprises: mieux les comprendre pour les dépasser », *Revue internationale PME*, vol. 31, n°3.

Breiman L., Friedman J., Olshen R. et Stone C.(1984), "Classification and Regression Trees", New York: Taylor & Francis.

Brigham E.F., Ehrhardt M.C., Nason R.R. et Gessaroli J. (2016), *Financial Management: Theory And Practice*, Canadian Edition, Nelson Education.

"Bunn P. et Redwood V. (2003), « Company accounts-based modelling of business failures and the implications for financial stability » SSRN Scholarly Paper, n°ID 598276, Rochester,

NY, Social Science Research Network."

Bunn P. et Redwood V. (2003b), « Company Accounts-Based Modelling of Business Failures and the Implications for Financial Stability », SSRN Scholarly Paper, n°ID 598276, Rochester, NY, Social Science Research Network

Campbell J.Y., Hilscher J. et Szilagyi J. (2008), « In search of distress risk », *The Journal of Finance*, vol. 63, n°6, pp. 2899–2939.

Casta J.-F. et Zerbib J.-P. (1979), « Prévoir la défaillance des entreprises? », *Revue française de comptabilité*, vol. 97, pp. 506–526.

Charalambous C., Charitou A. et Kaourou F. (2000), « Comparative analysis of artificial neural network models: Application in bankruptcy prediction », *Annals of operations research*, vol. 99, n°1-4, pp. 403–425.

Charitou A., Neophytou E. et Charalambous C. (2004), « Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK », *European Accounting Review*, vol. 13, n°3, pp. 465–497

Charnes A., Cooper W., Golany B., Seiford L. et Stutz J.(1985), "Foundations of Data Envelopment Analysis for Pareto-Koopmans Efficient Empirical Production Functions", *Journal of Econometrics* 30: 91–127.

Chen M.-Y. (2011), « Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression », *Expert Systems with Applications*, vol. 38, n°9, pp. 11261–11272.

Chen W.-S. et Du Y.-K. (2009), « Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model », *Expert systems with applications*, vol. 36, n°2, pp. 4075–4086.

Cherif M. et Dubreuille S. (2005), *Création de valeur et capital-investissement*, Pearson Education France.

Cielen A., Peeters L. et Vanhoof K. (2004), "Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis", *European Journal of Operational Research* 154: 526–32.

Clark T.A. et Weinstein M.I. (1983), « The behavior of the common stock of bankrupt firms », *The Journal of Finance*, vol. 38, n°2, pp. 489–504.

Crutzen N. et Van Caillie D. (2009), « Vers une taxonomie des profils d'entrée dans un processus de défaillance: un focus sur les micro-et petites entreprises en difficulté », *Revue internationale PME: Économie et gestion de la petite et moyenne entreprise*, vol. 22, n°1, pp. 103–128.

Das S.R., Hanouna P. et Sarin A. (2009), « Accounting-based versus market-based cross-sectional models of CDS spreads », *Journal of Banking & Finance*, vol. 33, n°4, pp. 719–730.

Daubie M. et Meskens N. (2002), « Business failure prediction: a review and analysis of the literature », *New trends in banking management*, pp. 71–86.

Davis F.(1985), *A technology acceptance model for empirically testin New End-User information Systems*, Massachusetts Institute of Technology, Sloan School of Management

Deakin E.B. (1972), « A discriminant analysis of predictors of business failure », *Journal of accounting research*, pp. 167–179

Debreu G. (1951), "The coefficient of resource utilization", *Econometrica* 19: 273–92

Doumpos M. et Zopounidis C. (1999), « A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: The case of Greece », *Multinational Finance Journal*, vol. 3, n°2, pp. 71–101.

Doumpos M. et Zopounidis C. (1999), « A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: The case of Greece », *Multinational Finance Journal*, vol. 3, n°2, pp. 71–101.

Duffie D., Saita L. et Wang K. (2007), « Multi-period corporate default prediction with stochastic covariates », *Journal of Financial Economics*, vol. 83, n°3, pp. 635–665.

Färe R., Grosskopf S. et Knox Lovell C. (1985), "Measurement of Efficiency of Production", Boston: Kluwer-Nijho Publishing Co.

Farrell M. (1957), "The Measurement of Productive Efficiency", *Journal of the Royal Statistical Society, Series A* 120: 253–90

Figlewski S., Frydman H. et Liang W. (2012), « Modeling the effect of macroeconomic factors on corporate default and credit rating transitions », *International Review of Economics & Finance*, vol. 21, n°1, pp. 87–105

FitzPatrick P.J. (1932), « A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies », *The Certified Public Accountant*, 1932, pp. 598-605, 656-662, 727-731

FitzPatrick P.J. (1932), « A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies », *The Certified Public Accountant*, 1932, pp. 598-605, 656-662, 727-731.

Frydman H., Altman E. et Kao D.(1985), "Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress", *Journal of Finance* 40: 269–91.

Frydman H., Altman E.I. et Kao D.-L. (1985), « Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress », *The Journal of Finance*, vol. 40, n°1, pp. 269–291.

Gaskill L.R., Van Auken H.E. et Manning R.A. (1993), « A factor analytic study of the perceived causes of small business failure », *Journal of small business management*, vol. 31, n°4, pp. 18.

Gentry J.A., Newbold P. et Whitford D.T. (1985), « Classifying bankrupt firms with funds flow components », *Journal of Accounting research*, pp. 146–160.

Gentry J.A., Newbold P. et Whitford D.T. (1985), « Classifying bankrupt firms with funds flow components », *Journal of Accounting research*, pp. 146–160.

Gepp A. et Kumar K. (2008), « The role of survival analysis in financial distress prediction », *International research journal of finance and economics*, n°16, pp. 13.

Gepp A. et Kumar K. (2012), « Business failure prediction using statistical techniques: A review », *Some recent developments in statistical theory and applications*, pp. 1–25.

Gepp A. et Kumar K. (2015), « Predicting financial distress: A comparison of survival analysis and decision tree techniques », *Procedia Computer Science*, vol. 54, pp. 396–404

Gepp A. et Kumar K. (2015), « Predicting financial distress: A comparison of survival analysis and decision tree techniques », *Procedia Computer Science*, vol. 54, pp. 396–404.

Gerantonis N., Vergos K. et Christopoulos A. (2009), « CAN ALTMAN Z-SCORE MODEL PREDICT BUSINESS FAILURES IN GREECE? », *Proceedings of the 2nd International Conference: Quantitative and Qualitative Methodologies in the Economic and Administrative Sciences*, pp. 149.

Gherghina S.(2015), "An Artificial Intelligence Approach towards Investigating Corporate Bankruptcy", *Review of European Studies* 7: 5–22.

Gilbert Saporta (2015) *Classification supervisée et credit scoring* Conservatoire National des Arts et Métiers, Paris.

Gresse C. (2003), « Les entreprises en difficulté », Paris Dauphine University.

Guilhot B. (2000), « Défaillance d'entreprise: soixante-dix ans d'analyses théoriques et empiriques », *Revue française de gestion*, pp. 52–67

Guilhot B. (2000), « Défaillance d'entreprise: soixante-dix ans d'analyses théoriques et empiriques », *Revue française de gestion*, pp. 52–67.

Gupta M.C. (1969), « The effect of size, growth, and industry on the financial structure of manufacturing companies », *The Journal of Finance*, vol. 24, n°3, pp. 517–529.

Gutzeit G. et Yozzo J. (2011), « Z-Score performance amid great recession », *American Bankruptcy Institute Journal*, vol. 30, n°2, pp. 44

Gutzeit G. et Yozzo J. (2011), « Z-Score performance amid great recession », *American Bankruptcy Institute Journal*, vol. 30, n°2, pp. 44

Haykin, S.(1999), *Neural networks and learning machines*, 3rd ed.p. cm. Rev. ed of: *Neural networks*. 2nd ed

He Y. et Kamath R. (2006), « Business failure prediction in retail industry: an empirical evaluation of generic bankruptcy prediction models », *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, vol. 10, n°2, pp. 97

Hillegeist S.A., Keating E.K., Cram D.P. et Lundstedt K.G. (2004), « Assessing the probability of bankruptcy », *Review of accounting studies*, vol. 9, n°1, pp. 5–34.

Hillegeist S.A., Keating E.K., Cram D.P. et Lundstedt K.G. (2004), « Assessing the probability of bankruptcy », *Review of accounting studies*, vol. 9, n°1, pp. 5–34.

Horváthová, J. et Mokrišová M.( 2018)," Risk of Bankruptcy, its Determinants and Models", *Risks* 6: 117.

Hu M. J. C., Halbert E. Root,(1964), *An Adaptive Data Processing System for Weather Forecasting*

Huang S.-M., Tsai C.-F., Yen D.C. et Cheng Y.-L. (2008), « A hybrid financial analysis model for business failure prediction », *Expert Systems with Applications*, vol. 35, n°3, pp. 1034–1040.

Jackson R.H. et Wood A. (2013), « The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study », *The British Accounting Review*, vol. 45, n°3, pp. 183–202.

Jantzen. J (1998), "Introduction to perceptron Networks ", report no 98-H 873 (nnet), 25 Oct, Denmark, pp 27.

Jardin P. du (2009), « Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? », *Bankers, Markets & Investors*, pp. 39–46.

Jonsson J.G. et Fridson M.S. (1996), « Forecasting default rates on high-yield bonds », *The Journal of Fixed Income*, vol. 6, n°1, pp. 69–77.

Joos P., Vanhoof K., Ooghe H. et Sierens N. (1998), « Credit classification: A comparison of LOGIT models and decision trices », *Proceedings notes of the Workshop on Application of Machine Learning and Data Mining in Finance*, pp. 59–72.

Julie DESJARDINS, « L'analyse de la régression logistique », Université de Montréal, Tutorial in Quantitative Methods for Psychology, 2005, Vol. 1(1), p. 35-41.

Kao C. et Hwang S. (2008), "Efficiency decomposition in twostage data envelopment analysis: An application to non-life insurance companies in Taiwan", *European Journal of Operational Research* 185: 418–29.

Keasey K. et McGuinness P. (1990), « The failure of UK industrial firms for the period 1976– 1984, logistic analysis and entropy measures », *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 17, n°1, pp. 119–135.

Keasey K. et Watson R. (1987), « Non-Financial Symptoms and the Prediction of Small Company Failure: A Test of Argenti's Hypotheses », *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 14, n°3, pp. 335–354

Keasey K. et Watson R. (1987), « Non-Financial Symptoms and the Prediction of Small Company Failure: A Test of Argenti's Hypotheses », *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 14, n°3, pp. 335–354

Koenig G. (1985b), « Entreprises en difficultés: des symptômes aux remèdes », *Revue française de gestion*, vol. 50, pp. 84–92.

Koopman S.J. et Lucas A. (2005), « Business and default cycles for credit risk », *Journal of Applied Econometrics*, vol. 20, n°2, pp. 311–323

Koopmans T. (1951), "Analysis of production as an efficient combination of activities. In *Activity Analysis of Production and Allocation*", New York: J. Wiley and Sons, London: Chapman and Hall, pp. 33–97.

Kumar P.R. et Ravi V. (2007), « Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques—A review », *European journal of operational research*, vol. 180, n°1, pp. 1–28.

Laitinen T. et Kankaanpaa M. (1999), « Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case », *European Accounting Review*, vol. 8, n°1, pp. 67–92.

LeClere M.J. (2000), « The occurrence and timing of events: Survival analysis applied to the study of financial distress », *Journal of Accounting Literature*, vol. 19, pp. 158

Lehmann B. (2003), « Is it worth the while? The relevance of qualitative information in credit rating »

Leshno M. et Spector Y. (1996), « Neural network prediction analysis: The bankruptcy case », *Neurocomputing*, vol. 10, n°2, pp. 125–147.

Lev B. et Sunder S. (1979), « Methodological issues in the use of financial ratios », *Journal of Accounting and Economics*, vol. 1, n°3, pp. 187–210.

Levratton N. (2011), « L'échec des pme: mieux le comprendre pour mieux le prévenir », *Avril-Mai-Juin 2011*, vol. 1, n°2, pp. 36.

Li J. et Rahgozar R. (2012), « Application of the Z-score model with consideration of total assets volatility in predicting corporate financial failures from 2000-2010 », *Journal of accounting and finance*, vol. 12, n°2, pp. 11–19.

Li J. et Rahgozar R. (2012), « Application of the Z-score model with consideration of total assets volatility in predicting corporate financial failures from 2000-2010 », *Journal of accounting and finance*, vol. 12, n°2, pp. 11–19.

Liang L. et Wu D. (2005), « An application of pattern recognition on scoring Chinese corporations financial conditions based on backpropagation neural network », *Computers & Operations Research*, vol. 32, n°5, pp. 1115–1129.

Lugovskaya L. (2010), « Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and nonfinancial variables », *Journal of financial services marketing*, vol. 14, n°4, pp. 301–313.

Malécot J.-F. (1981a), « Les défaillances: un essai d'explication », *Revue française de gestion*, vol. 32, pp. 10–18.

Malkiel B.G. et Fama E.F. (1970), « Efficient capital markets: A review of theory and empirical work », *The journal of Finance*, vol. 25, n°2, pp. 383–417

Marais M.L., Patell J.M. et Wolfson M.A. (1984), « The experimental design of classification models: An application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classifications », *Journal of accounting Research*, pp. 87–114.

Mendelová V. et Stachová M.(2016), "Comparing DEA and logistic regression in corporate financial distress prediction", Paper Presented at International Scientific Conference FERNSTAT 2016, Banská Bystrica, Slovakia, September 22–23; pp. 95–104.



Merwin C.L. (1942), *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936*, National Bureau of Economic Research, New York

Morris R. (1997), « Predicting failure: A failure in prediction », *Accountancy*, December, pp. 152–153.

Mossman C.E., Bell G.G., Swartz L.M. et Turtle H. (1998), « An empirical comparison of bankruptcy models », *Financial Review*, vol. 33, n°2, pp. 35–54.

Mselmi N., Lahiani A. et Hamza T. (2017), « Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms », *International Review of Financial Analysis*, vol. 50, pp. 67–80.

Newton G.W. (2009), *Bankruptcy and Insolvency Accounting, Volume 1: Practice and Procedure*, John Wiley & Sons.

Obiang-Ndong F., 2007 « Scoring du risque de crédit des PME par la modélisation statistique et l'intelligence artificielle chez l'UMECUDEFS : une application comparative de la régression logistique et des réseaux de neurones ». Mémoire de fin d'études, Université Cheikh Anta Diop - Faculté Des Sciences Economiques Et De Gestion

Odom M. et Sharda R.(1990), "A neural network model for bankruptcy prediction", Paper Presented at 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, CA, USA, June 17–21; vol. 2, pp. 163–68.

Odom M.D. et Sharda R. (1990), « A neural network model for bankruptcy prediction », *Neural Networks*, 1990., 1990 IJCNN International Joint Conference on, pp. 163–168

Ohlson J.A. (1980), « Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy », *Journal of accounting research*, pp. 109–131.

Ooghe H. et Prijcker S.D. (2008), « Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology », *Management Decision*, vol. 46, n°2, pp. 223-242.

Ooghe H. et Van Wymeersch C. (1996), *Traité d'analyse financière: avec application aux comptes sociaux et aux comptes consolidés des entreprises établis selon les normes des arrêtés royaux du 8 octobre 1976 et du 6 mars 1990*, Wolters Kluwer Belgique: Presses universitaires de Namur.

Ooghe H. et Waeyaert N. (2004), « Causes of company failure and failure paths: The rise and fall of Fardis », European Case Study, pp. 1–8

Ooghe H., Joos P., De Vos D. et De Bourdeaudhuij C. (1994), « Towards an improved method of evaluation of financial distress models and presentation of their results »

Paradi J., Asmild M. et Simak P. (2004), "Using DEA and worst practice DEA in credit risk evaluation", Journal of Productivity Analysis 21: 153–65.

Pesaran M.H., Schuermann T., Treutler B.-J. et Weiner S.M. (2006), « Macroeconomic dynamics and credit risk: a global perspective », Journal of Money, Credit, and Banking, vol. 38, n°5, pp. 1211–1261

Pindado J., Rodrigues L. et Torre C. de la (2008), « Estimating financial distress likelihood », Journal of Business Research, vol. 61, n°9, pp. 995–1003

Platt H.D. et Platt M.B. (2002), « Predicting corporate financial distress: reflections on choicebased sample bias », Journal of economics and finance, vol. 26, n°2, pp. 184–199.

Pompe P.P.M. et Bilderbeek J. (2005), « Bankruptcy prediction: the influence of the year prior to failure selected for model building and the effects in a period of economic decline », Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, vol. 13, n°2, pp. 95-112.

Premachandra I., Bhabra G. et Sueyoshi T. (2009), ""DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique"", European Journal of Operational Research 193: 412–24"

Premachandra I., Chen Y. et Watson J.(2011), "DEA as a Tool for Predicting Corporate Failure and Success: A Case of Bankruptcy Assessment", Omega 3: 620–6.

Raghupathi W., Schkade L.L. et Raju B.S. (1991), « A neural network application for bankruptcy prediction », System Sciences, 1991. Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Hawaii International Conference on, vol. 4, pp. 147–155.

Refait Catherine-Alexandre, 2004 « La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise : un état des lieux Dans Économie & prévision 2004/1 (no 162), pages 129 à 147

Refait-Alexandre C. (2004), « La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise: un état des lieux », Economie & prévision, n°1, pp. 129–147

Refait-Alexandre C. (2004), « La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise: un état des lieux », *Economie & prévision*, n°1, pp. 129–147.

Refait-Alexandre C. (2004), « La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise: un état des lieux », *Economie & prévision*, n°1, pp. 129–147.

Refait-Alexandre C. (2004), « La prévision de la faillite fondée sur l'analyse financière de l'entreprise: un état des lieux », *Economie & prévision*, n°1, pp. 129–147.

Reilly F.K. (1991), « Using Cash Flows and Financial Ratios to Predict Bankruptcies », *AIMR Conference Proceedings*, vol. 1991, pp. 23–29.

Reisz A.S. et Perlich C. (2007), « A market-based framework for bankruptcy prediction », *Journal of Financial Stability*, vol. 3, n°2, pp. 85–131.

Repullo R., Saurina J. et Trucharte C. (2010), « Mitigating the Pro-cyclicality of Basel II », *Economic Policy*, vol. 25, n°64, pp. 659–702.

Rosner R.L. (2003), « Earnings manipulation in failing firms », *Contemporary Accounting Research*, vol. 20, n°2, pp. 361–408.

Saif H. Al Zaabi O. (2011), « Potential for the application of emerging market Z-score in UAE Islamic banks », *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, vol. 4, n°2, pp. 158–173

Salmi T. et Martikainen T. (1994), « A review of the theoretical and empirical basis of financial ratio analysis », *Sci. Finance. Abstract*.

Satish Y.M. et Janakiram B. (2011), « Turnaround strategy using Altman model as a tool in solar water heater industry in Karnataka », *International journal of business and management*, vol. 6, n°1, pp. 199.

Séverin É. (2006), « La renégociation financière des entreprises en difficulté », *Revue française de gestion*, n°7, pp. 33–49.

Shetty U., Pakkala T. et Mallikarjunappa T.(2012), "A modified directional distance formulation of DEA to assess bankruptcy: An application to IT/ITES companies in India", *Expert Systems with Applications* 9: 1988–97.

Shin K.-S. et Lee Y.-J. (2002), « A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling », *Expert Systems with Applications*, vol. 23, n°3, pp. 321–328.

Shumway T. (2001b), « Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model », *The journal of business*, vol. 74, n°1, pp. 101–124

Simak P. (1997), "DEA Based Analysis of Coporate Failure", Master's thesis, Faculty of Applied Sciences and Engineering, University of Toronto, Toronto, ON, Canada.

Sloan R.G. (1996), « Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? », *Accounting review*, pp. 289–315

Štefko R., Slusarczyk B., Kot S. et Kolmasiak C. (2012), "Transformation on steel products distribution in Poland and Slovakia", *Metalurgija* 51: 133–6.

Stéphane Tufféry, « Data Mining et Statistique décisionnelle, l'intelligence des données », Editions Technip (2e Ed), 2007, p.25

Sueyoshi T. et Goto M.(2009), "Methodological comparison between DEA and DEA-DA from the perspective of bankruptcy assessment", *European Journal of Operational Research* 188: 561–75.

Sung T.K., Chang N. et Lee G. (1999), « Dynamics of modeling in data mining: interpretive approach to bankruptcy prediction », *Journal of Management Information Systems*, vol. 16, n°1, pp. 63–85.

Taffler R.J. (1981), *The assessment of financial viability and the measurement of company performance*, City University Business School.

Taffler R.J. (1984), « Empirical models for the monitoring of UK corporations », *Journal of Banking & Finance*, vol. 8, n°2, pp. 199–227.

Thornhill S. et Amit R. (2003), *Comprendre l'échec: mortalité organisationnelle et approche fondée sur les ressources*, Statistique Canada

Thuillier. D (1997), « Principe et applications des réseaux de neurones –deux illustration sur l'habitat au Maroc » ; *revue région et développement* n 5-, pp 3

Tone K. (2001), "A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis", *European Journal of Operational Research* 130: 498–509

Van Caillie D. et Dighaye A. (2002), « La recherche en matière de faillite d'entreprise : un état de sa situation et de ses perspectives d'avenir », *Communication proposée à la XIe Conférence internationale de management stratégique, Paris* », pp. 2-28.

Varetto, 1998; Barney et al., 1999, Shin et Lee, 2002; Chen et Du, 2009; Ravisankar et Ravi, 2010), les techniques de support vector machine.

Wang C.F., Wan H.H. et Zhang W. (1999), « Credit risk assessment in commercial banks using neural networks », *Theory and Application of System Engineering*, vol. 9, pp. 24–32.

Wang Y. et Campbell M. (2010), « Business Failure Prediction for Publicly Listed Companies in China. », *Journal of Business & Management*, vol. 16, n°1.

Wang Y., Chin K et Yang J. (2007), "Measuring the performances of decision-making units using geometric average efficiency", *Journal of the Operational Research Society* 58: 929–37.

Werbos P.J.,( 1988) “Generalization of back propagation with application to a recurrent gas market model,” *Neural Networks*, vol. 1, pp. 339-356

Wilson R.L. et Sharda R. (1994), « Bankruptcy prediction using neural networks », *Decision support systems*, vol. 11, n°5, pp. 545–557.

Zavgren C. (1983), « The prediction of corporate failure: the state of the art », *Journal of Accounting Literature*, vol. 2, n°1, pp. 1–38.

Zmijewski M.E. (1984), « Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models », *Journal of Accounting research*, pp. 59–82.