



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΜΕΣΩ ΛΟΓΙΣΤΙΚΩΝ
ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΚΑΙ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΑΠΟΤΙΜΗΣΗΣ ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΩΝ ΠΡΟΑΙΡΕΣΗΣ

Διατριβή που υπεβλήθη για τη μερική ικανοποίηση των απαιτήσεων για την απόκτηση
διδακτορικού διπλώματος

Υπό
Δημητρίου Ν. Νίκλη

Χανιά, 2015

Η διατριβή του Δημητρίου Νίκλη εγκρίνεται από την Επιτροπή:

Μέλη Επιτροπής

Μιχάλης Δούμπος, Αναπληρωτής Καθηγητής,
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης
Επιβλέπων

Κωνσταντίνος Ζοπουνίδης, Καθηγητής,
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης
Μέλος τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής

Γεώργιος Δούνιας, Καθηγητής,
Τμήμα Μηχανικών Οικονομίας και Διοίκησης, Πανεπιστήμιο Αιγαίου
Μέλος τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής

Φώτιος Πασσιούρας, Αναπληρωτής Καθηγητής,
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης / University of Surrey

Χρυσοβαλάντης Γαγάνης, Επίκουρος Καθηγητής,
Τμήμα Οικονομικών Επιστημών, Πανεπιστήμιο Κρήτης

Κώστας Ανδριοσόπουλος, Αναπληρωτής Καθηγητής,
ESCP Europe Business School, London, UK

Γεώργιος Ατσαλάκης, Επίκουρος Καθηγητής,
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης

Στους γονείς μου
Νίκο και Περσεφόνη
και
στην αδελφή μου
Ελευθερία

Ευχαριστίες

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά όλους όσους βοήθησαν στην υλοποίηση της παρούσας διατριβής.

Καταρχάς, τον επιβλέποντα του διδακτορικού μου, Αναπληρωτή Καθηγητή Μιχάλη Δούμπο, χωρίς την βοήθεια του οποίου δεν θα ήταν δυνατή η εκπόνηση και η ολοκλήρωση της διατριβής. Τον ευχαριστώ θερμά για την συνεχή υποστήριξη, τις πολύτιμες συμβουλές του, το συνεχές ενδιαφέρον του καθώς και την υπομονή του κατά την ανάγνωση και διόρθωση της παρούσας διατριβής.

Ιδιαίτερα σημαντική υπήρξε και η συμβολή του Καθηγητή Κωνσταντίνου Ζοπουνίδη, με τον οποίο η σχέση μας ξεκίνησε ως επιβλέπων της μεταπτυχιακής μου εργασίας και ήταν αυτός που πίστεψε στις δυνατότητες μου και μου έδωσε την ευκαιρία να συνεχίσω τις σπουδές μου. Σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου παρείχε απλόχερα τις γνώσεις του και με καθοδηγούσε με την εμπειρία του.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή Γεώργιο Δούνια, για τον συμβουλευτικό του ρόλο στην τριμελή επιτροπή.

Προχωρώντας στα επόμενα μέλη της εξεταστικής επιτροπής, θα ήθελα να ξεκινήσω με τον Επίκουρο Καθηγητή Χρυσοβαλάντη Γαγάνη, με τον οποίο συνυπάρξαμε στο ίδιο εργαστήριο κατά τα πρώτα χρόνια μου στο Πολυτεχνείο και ήταν πάντα πρόθυμος να με βοηθήσει σε οποιοδήποτε πρόβλημα αντιμετώπιζα. Συνεχίζοντας, με τον Αναπληρωτή Καθηγητή Φώτιο Πασιούρα, είχα την τύχη να συνεργαστώ μαζί του ως εργαστηριακός βοηθός και να μπορέσω με τον τρόπο αυτό να διευρύνω τους ορίζοντες μου και προς άλλες κατευθύνσεις. Με τον Αναπληρωτή Καθηγητή Κώστα Ανδριοσόπουλο, είχα την τιμή να συνεργαστώ και να διαπιστώσω το ήθος του τόσο ως επιστήμονα αλλά και ως άνθρωπο. Τέλος, η γειτνίαση των γραφείων μας με τον Επίκουρο Καθηγητή Γεώργιο Ατσαλάκη μου έδωσε την δυνατότητα ανταλλαγής απόψεων πάνω σε ενδιαφέροντα οικονομικά θέματα.

Καταλυτική υπήρξε και η συμβολή των ανθρώπων του Μεσογειακού Αγρονομικού Ινστιτούτου Χανίων (Μ.Α.Ι.Χ.), από την αρχή των μεταπτυχιακών μου σπουδών έως και τώρα. Νιώθω ειλικρινή ευγνωμοσύνη προς τον Διευθυντή του Ινστιτούτου, Δρ. Γεώργιο Μπαουράκη, γιατί ήταν ο πρώτος ο οποίος μου έδωσε την δυνατότητα να εκπονήσω τις μεταπτυχιακές μου σπουδές σε ένα πρωτόγνωρο για εμένα περιβάλλον και αυτός που με παρότρυνε να προχωρήσω προς την διδακτορική διατριβή. Η ολοκλήρωση της εν λόγω διατριβής πιστεύω ότι αποτελεί μια δικαίωση των προσδοκιών του και ευελπιστώ η αгаστή συνεργασία μας να έχει συνέχεια. Επίσης, ένα μεγάλο ευχαριστώ στον προηγούμενο Διευθυντή του ΜΑΙΧ, κ. Αλκίνοο Νικολαΐδη, για την φιλοξενία που μου παρείχε στους χώρους του ινστιτούτου. Ακόμα το προσωπικό του Τμήματος Οικονομίας και Διοίκησης του Μ.Α.Ι.Χ. (Ελένη Σταματάκη, Περικλή Δράκο και Γιώργο Αγγελάκη) καθώς και την γραμματέα του Μ.Α.Ι.Χ., Ζαχαρένια Ρικουνάκη.

Επανερχόμενος στον χώρο του Πολυτεχνείου και στο Εργαστήριο Συστημάτων Χρηματοοικονομικής Διοίκησης δεν θα μπορούσα να μην ευχαριστήσω όλα τα μέλη του για την ευκαιρία να τα γνωρίσω και να συνεργαστώ μαζί τους. Ξεκινώντας από την Αγγελική Λιαδάκη, που ήταν το πρώτο άτομο που γνώρισα και μου άνοιξε απλόχερα τις πόρτες του εργαστηρίου και ήταν δίπλα μου σε ότι πρόβλημα παρουσιαζόταν. Επίσης στην Αλεξάνδρα, την Ελένη, την Βασιλική, την Σταυρούλα, την Γωγώ και την Αντωνία, οι οποίες ήταν δίπλα μου όταν τις χρειαζόμουν. Επίσης ένα μεγάλο ευχαριστώ στον φίλο Δρ. Παναγιώτη Μανωλιτζά για τους ατελείωτους διαλόγους στο γραφείο, οι οποίοι με κάνανε να ξεχνώ τις οποιεσδήποτε δυσκολίες.

Πολλά ευχαριστώ οφείλω και στους φίλους μου Χρήστο Μπαζάκο, Μάνθο Μαθιουδάκη, Γιώργο Μανθούλη, Γιώργο Παπαμανουσάκη και Άκη Φραγκοστεφανάκη, η παρουσία των οποίων μου έδινε τη δύναμη να συνεχίσω και να ξεχνάω για λίγο τις δυσκολίες του διδακτορικού.

Πλησιάζοντας προς το τέλος, δεν θα μπορούσα να μην αναφερθώ στον Κώστα και την Μαρία Αποστόλου, οι οποίοι όλα αυτά τα χρόνια που βρίσκομαι στα Χανιά, αποτελούν την «δεύτερη» οικογένεια μου, πάντοτε δίπλα μου σε όλες τις εύκολες και δύσκολες στιγμές.

Τέλος, από τα βάθη της καρδιάς μου ευχαριστώ την οικογένειά μου, τους γονείς μου Νίκο και Περσεφόνη και την αδελφή μου Ελευθερία για την αστείρευτη αγάπη, την ψυχολογική και οικονομική υποστήριξη, την κατανόηση και την υπομονή τους για όλα αυτά τα χρόνια. Ελπίζω κάποια στιγμή να καταφέρω να τους ανταποδώσω ένα κομμάτι αυτών που έχουν κάνει για εμένα.

Σύντομο Βιογραφικό Σημείωμα

Ο **Δημήτριος Νίκλης** είναι πτυχιούχος της σχολής Νομικών, Οικονομικών και Πολιτικών Επιστημών, Τμήμα Οικονομικών Επιστημών, τομέας Οικονομικής των Επιχειρήσεων στο Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο της Θεσσαλονίκης. Στη συνέχεια έλαβε πτυχίο Master από το Μεσογειακό Αγρονομικό Ινστιτούτο Χανίων (MAIX), στην Οικονομική των Επιχειρήσεων και Διοίκησης. Σήμερα είναι υποψήφιος διδάκτορας στο Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης και εξωτερικός συνεργάτης στο MAIX. Είναι, επίσης, μέλος του Οικονομικού Επιμελητηρίου Ελλάδας. Τα ερευνητικά του ενδιαφέροντα περιλαμβάνουν τη διαχείριση των χρηματοοικονομικών κινδύνων, οικονομική ανάλυση και προγραμματισμό των χρηματοοικονομικών επενδύσεων, πρόβλεψη της πτώχευσης και αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας, πολυκριτήρια μεθοδολογία λήψης αποφάσεων, ανάλυση δεδομένων και θέματα τουρισμού. Έχει συμμετάσχει σε διάφορα εθνικά και διεθνή ερευνητικά προγράμματα και έχει δημοσιεύσει σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά, συλλογικούς τόμους και πρακτικά συνεδρίων.

Περίληψη

Η εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου αποτελεί σημαντικό πρόβλημα στην περιοχή της διαχείρισης χρηματοοικονομικών κινδύνων. Είναι ένα θέμα που αφορά τόσο τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, όσο και τις επιχειρήσεις, ιδιαίτερα σε περιόδους οικονομικής ύφεσης. Υπάρχει πληθώρα μεθόδων και προσεγγίσεων οι οποίες έχουν αναπτυχθεί κατά τα τελευταία χρόνια για την δημιουργία μοντέλων αξιολόγησης και μέτρησης του πιστωτικού κινδύνου. Ο σκοπός της διατριβής είναι διττός. Αρχικά, πραγματοποιείται μια εμπειρική σύγκριση διαφορετικών δημοφιλών τεχνικών (λογιστική παλινδρόμηση, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και της πολυκριτήριας μεθόδου UTADIS) με χρήση δεδομένων που προέρχονται από Ελληνικές εμπορικές επιχειρήσεις. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ακόμα και με ένα μικρό αριθμό ασυνεπών επιχειρήσεων, το οποίο δημιουργεί μια ανισορροπία στο δείγμα, τα αποτελέσματα όλων των μεθόδων είναι ικανοποιητικά. Ο δεύτερος στόχος, έχει να κάνει με την δημιουργία ενός μοντέλου αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου, με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και πολυκριτήριας ανάλυσης, το οποίο θα συνδυάζει λογιστικά στοιχεία με την προσέγγιση του μοντέλου αγοράς των Black, Scholes και Merton και θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε μη-εισηγμένες επιχειρήσεις. Το μοντέλο χρησιμοποιεί στοιχεία εισηγμένων ελληνικών επιχειρήσεων, αλλά τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η προβλεπτική ικανότητά του είναι παρεμφερής με μοντέλα που χρησιμοποιούν ιστορικά δεδομένα ασυνέπειας τα οποία δεν είναι διαθέσιμα στο ευρύ κοινό.

Λέξεις Κλειδιά: Εκτίμηση πιστωτικού κινδύνου, Πολυκριτήριες τεχνικές, Μοντέλο Black-Scholes-Merton, Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης

Abstract

Credit risk evaluation is a very challenging and important problem in the domain of financial risk management. It is an important issue for both financial institutions and companies, especially in periods of economic recession. There are many different approaches and methods which have been developed over the years for constructing credit risk assessment rating systems. The aim of this thesis is twofold. First, an empirical comparison of different popular techniques (logistic regression, support vector machines, and the UTADIS multicriteria method) using a data set of Greek companies from the commercial sector is executed. The results show that even with a considerable imbalanced data set with a small number of defaults, all methods provide good results. The second goal is to create a credit risk rating model, using a machine learning methodology and a multicriteria method that combines accounting data with the option-based approach of Black, Scholes, and Merton and the extension to non-listed firms. The model is built on data for companies listed in the Greek stock exchange, but it is also shown that the predictive performance is similar to accounting-based models developed using (non- publicly available) historical default data.

Keywords: Credit risk evaluation, Multicriteria techniques, Black-Scholes-Merton model, Support vector machines

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες	iv
Σύντομο Βιογραφικό Σημείωμα	vi
Περίληψη.....	vii
Abstract.....	viii
Εισαγωγή.....	1
Κεφάλαιο 1. Η Έννοια και Σημασία του Πιστωτικού Κινδύνου	6
1.1.Εισαγωγή.....	6
1.2. Πιστωτική ανάλυση ως ένα σύστημα εμπειρογνομόνων	12
1.2.1. Μειονεκτήματα.....	14
1.3. Ο ορίζοντας των αξιολογήσεων	14
1.4. Ακρίβεια Πρόβλεψης Πιστωτικού Κινδύνου	15
1.4.1. Κριτήρια Πρόβλεψης	16
1.5. Πιστωτικός Κίνδυνος και Μακροοικονομικοί Παράγοντες.....	22
1.6. Τεχνικές Μοντελοποίησης.....	23
1.7. Οίκοι Αξιολόγησης	28
1.7.1. Εισαγωγή.....	28
1.7.2. Η διαδικασία αξιολόγησης	30
1.7.3. Ο ρόλος των οίκων αξιολόγησης και η σχέση τους με τις ρυθμιστικές αρχές	31
1.7.4. Μειονεκτήματα Οίκων Αξιολόγησης	33
Κεφάλαιο 2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	34
2.1. Διακριτική Ανάλυση (Discriminant Analysis)	34
2.2. Λογιστική Παλινδρόμηση (logistic regression)	36
2.3. Προσεγγιστικά Σύνολα (Rough Sets).....	39
2.4. Νευρωνικά Δίκτυα.....	41
2.4.1. Εφαρμογές	42
2.4.2. Πλεονεκτήματα / Μειονεκτήματα.....	46
2.5. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support vector machines)	47
2.5.1. Εφαρμογές	49
2.5.2. Υβριδικές Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης.....	52

2.5.3. Πλεονεκτήματα SVM	53
2.6. Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolution algorithms).....	54
2.7. Πολυκριτήριες μέθοδοι.....	54
2.7.1. Μέθοδος UTADIS	57
2.7.2. Μέθοδος ELECTRE.....	60
2.7.3. PROMETHEE	61
2.7.4. The Multi-Group Hierarchical Discrimination Method (M.H.DIS).....	62
2.8. Λοιπές Τεχνικές.....	63
2.8.1. Μοντέλα Περιβάλλουσας Ανάλυσης Δεδομένων (DEA models).....	63
2.8.2. Συνδυαστικά μοντέλα μάθησης (Ensemble methods)	65
2.9. Μέθοδοι Δειγματοληψίας	65
2.9.1. Δείγματα Εκπαίδευσης και Ελέγχου	65
2.9.2. Προσέγγιση εκτός δείγματος (out-of-sample) και εκτός περιόδου (out-of-time)	66
2.9.3. Δειγματοληψίες μέσα σε ένα κλάδο και μεταξύ διαφορετικών κλάδων	69
2.9.4. Δειγματοληψία ισορροπημένων και μη ισορροπημένων δειγμάτων.....	69
2.9.5. Χρονικό Πλαίσιο Πρόβλεψης.....	71
2.9.6. Αριθμός Μεταβλητών	72
Κεφάλαιο 3. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση Μοντέλων Βασιζόμενα σε στοιχεία Αγοράς	74
3.1. Εισαγωγή.....	74
3.2. Το μοντέλο Black-Scholes Merton (BSM).....	75
3.2.1. Κριτικές και επεκτάσεις	76
3.3. Πρώτη γενιά Δομικών Μοντέλων.....	77
3.4. Δεύτερη Γενιά Δομικών Μοντέλων.....	79
3.4.1. Μειονεκτήματα.....	80
3.5. Μοντέλα Μειωμένης Μορφής (Reduced Form Models)	80
3.6. Μοντέλα αγοράς που χρησιμοποιούνται από πιστωτικά ιδρύματα	82
3.6.1. Πιστωτικά Μοντέλα Value-at-Risk (VaR)	82
3.6.2. Το μοντέλο EDF	83
3.7. Πρόσφατες μελέτες αναφορικά με μοντέλα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου.....	86
3.8. Ανασκόπηση ερευνών μοντέλων αγοράς και σύγκριση με άλλες προσεγγίσεις.....	89
Κεφάλαιο 4. Αξιολόγηση μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης	93
4.1. Εισαγωγή.....	93

4.2. Επιλογή του δείγματος	94
4.3. Ορισμός Ασυνέπειας	95
4.4. Επιλογή Κριτηρίων	96
4.5. Περιγραφικά Στατιστικά (Descriptive Statistics)	100
4.6. Σύγκριση μεθοδολογιών με χρήση διαχρονικών στοιχείων	102
4.6.1. Μέτρα Αξιολόγησης	103
4.6.2. Αποτελέσματα Ταξινόμησης	104
4.6.3. Συμπεράσματα	107
4.7. Σύνθεση πολλαπλών μοντέλων	108
4.7.1. Σκοπός Μελέτης	108
4.7.2. Εμπειρική Ανάλυση	109
4.7.3. Αποτελέσματα Ταξινόμησης	110
4.7.4. Συμπεράσματα	113
Κεφάλαιο 5. Αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου με χρήση μοντέλων αγοράς	114
5.1. Εισαγωγή	114
5.2. Εφαρμογή μοντέλων αγοράς σε μη-εισηγμένες επιχειρήσεις	115
5.3. Στόχος της μελέτης	115
5.4. Μεθοδολογία	117
5.4.1. Προσθετικά SVM Μοντέλα (ASVM)	118
5.5. Εμπειρική Ανάλυση	119
5.5.1. Δεδομένα και μεταβλητές	119
5.6. Εκτιμήσεις του μοντέλου αγοράς	123
5.7. Γενίκευση σε μη-εισηγμένες επιχειρήσεις	129
5.8. Σύγκριση με μοντέλα που έχουν δημιουργηθεί βασιζόμενα σε ιστορικά δεδομένα αθετήσεων	136
5.9. Συμπεράσματα και μελλοντικές προοπτικές	139
Κεφάλαιο 6. Συμπεράσματα – Μελλοντική Έρευνα	140
6.1. Συμπεράσματα και μελλοντικές προοπτικές	140
6.2. Μελλοντική Έρευνα	144
Βιβλιογραφία	146
Συντομογραφίες (Abbreviations)	191

Λίστα Σχημάτων

Σχήμα 1.1. Καμπύλη CAP	20
Σχήμα 1.2. Έλεγχος KS.....	22
Σχήμα 2.1. Τοπολογία Νευρωνικού Δικτύου	42
Σχήμα 2.2. Δομή Μηχανής Διανύσματος Υποστήριξης (SVM)	47
Σχήμα 2.3. Ταξινόμηση εναλλακτικών δραστηριοτήτων.....	58
Σχήμα 3.1. Σχηματική Απεικόνιση μοντέλου KMV	85
Σχήμα 5.1. Μέση Πιθανότητα Αθέτησης των εισηγμένων επιχειρήσεων, με βάση το μοντέλο	126
Σχήμα 5.2. Σχέση μεταξύ του ορίου πιθανότητας αθέτησης και του εμπειρικού επιπέδου κινδύνου ..	127
Σχήμα 5.3. Μερικές Συναρτήσεις Αξιολόγησης των δεικτών EBIT/TA και TL/TA (περίπτωση ASVM-all)	132
Σχήμα 5.4. Προσθετικές Συναρτήσεις Αξίας των δεικτών EBIT / TA και TL/TA (περίπτωση UTADIS – all)	132

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1.1. Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix)	17
Πίνακας 2.1. Μελέτες με χρήση λογιστικής παλινδρόμησης	38
Πίνακας 2.2. Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων σε θέματα πτώχευσης	43
Πίνακας 2.3. Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων σε θέματα πιστωτικού κινδύνου	45
Πίνακας 2.4. Ακρίβεια Πρόβλεψης Διαφορετικών Μεθοδολογιών	51
Πίνακας 2.5. Μοντέλα SVM και παράγοντες αυτών	51
Πίνακας 2.6. Μελέτες με χρήση υβριδικών μοντέλων SVM	53
Πίνακας 2.7. Μελέτες με χρήση πολυκριτήριων μεθοδολογιών	56
Πίνακας 2.8. Αναλογία παρατηρήσεων στα δείγματα εκπαίδευσης και ελέγχου	66
Πίνακας 2.9. Ακρίβεια πιθανότητας αποτυχίας για περίοδο μεγαλύτερη του ενός έτους	72
Πίνακας 2.10. Μεταβλητές με μεγάλη συχνότητα εμφάνισης σε μελέτες εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου	73
Πίνακας 3.1. Η σχέση της απώλειας σε περίπτωση αθέτησης και των ποσοστών αθέτησης στην περίπτωση διαφορετικών μοντέλων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου	88
Πίνακας 3.2. Σύνοψη μελετών δομικών μοντέλων αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου	92
Πίνακας 4.1. Αριθμός Παρατηρήσεων ανά έτος και κατηγορία	94
Πίνακας 4.2. Περιγραφή Μεταβλητών	98
Πίνακας 4.3. Περιγραφικά στατιστικά για τις αριθμητικές μεταβλητές (δείγμα εκπαίδευσης).....	100
Πίνακας 4.4. Περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC (AUROC)	101
Πίνακας 4.5. Διάρθρωση εξεταζόμενων συνόλων	102

Πίνακας 4.6. Συνεισφορά συντελεστών στα επιμέρους μοντέλα	103
Πίνακας 4.7. Αποτελέσματα ακρίβειας (%) ανά ομάδα και μέθοδο.....	104
Πίνακας 4.8. Αποτελέσματα κριτηρίου AUROC	106
Πίνακας 4.9. Αποτελέσματα κριτηρίου Kolmogorov- Smirnov.....	107
Πίνακας 4.10. Ακρίβειες (%) για κάθε κατηγορία παρατηρήσεων.....	111
Πίνακας 4.11. Μέση και Συνολική Ακρίβεια.....	112
Πίνακας 4.12. Περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC	113
Πίνακας 5.1. Αριθμός παρατηρήσεων σε κάθε δείγμα	120
Πίνακας 5.2. Επιλεγμένοι Χρηματοοικονομικοί Δείκτες	121
Πίνακας 5.3. Μέσοι Όροι Χρηματοοικονομικών Δεικτών για τις εισηγμένες και μη εισηγμένες εταιρίες ανά έτος	122
Πίνακας 5.4. Μέσοι Όροι χρηματοοικονομικών δεικτών για μη εισηγμένες επιχειρήσεις ανά έτος και ομάδα.....	123
Πίνακας 5.5. Μέσοι όροι συντελεστών μοντέλου BSM.....	125
Πίνακας 5.6. Περιγραφικά στοιχεία αναφορικά με την πιθανότητα ασυνέπειας του εξεταζόμενου μοντέλου (εκφρασμένα %)	126
Πίνακας 5.7. Ταξινόμηση των εισηγμένων επιχειρήσεων και μέση πιθανότητα αθέτησης ανά ομάδα κινδύνου	128
Πίνακας 5.8. Μέσοι Όροι χρηματοοικονομικών δεικτών για τις ομάδες κινδύνου, όπως ορίζονται από το μοντέλο αγοράς (εισηγμένες επιχειρήσεις).....	129
Πίνακας 5.9. Συνεισφορά των μεταβλητών στα γραμμικά και προσθετικά μοντέλα που αναπτύχθηκαν με τη χρήση των ταξινομήσεων του μοντέλου αγοράς.....	130
Πίνακας 5.10. Περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC για το δείγμα των μη-εισηγμένων επιχειρήσεων	134
Πίνακας 5.11. Αποτελέσματα κριτηρίου Kolmogorov-Smirnov για το δείγμα των μη-εισηγμένων επιχειρήσεων	135
Πίνακας 5.12. Συνεισφορά των μεταβλητών στα γραμμικά και προσθετικά μοντέλα για το δείγμα των μη-εισηγμένων επιχειρήσεων	136
Πίνακας 5.13. Σύγκριση των αποτελεσμάτων των μοντέλων αγοράς σε σχέση με τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου που αναπτύχθηκαν για μη εισηγμένες επιχειρήσεις (περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC)	138
Πίνακας 5.14. Σύγκριση των αποτελεσμάτων των μοντέλων αγοράς σε σχέση με τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου που αναπτύχθηκαν για μη εισηγμένες επιχειρήσεις (κριτήριο Kolmogorov-Smirnov)	138

Εισαγωγή

Η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου επιχειρήσεων είναι μια δύσκολη και σημαντική διεργασία στον τομέα της διαχείρισης των χρηματοοικονομικών κινδύνων. Η μοντελοποίηση του πιστωτικού κινδύνου έχει αναπτυχθεί ραγδαία τις τελευταίες δεκαετίες και αποτελεί ένα βασικό στοιχείο των συστημάτων διαχείρισης κινδύνων των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων (Lopez και Saidenberg, 2000). Ο πιστωτικός κίνδυνος ορίζεται από την πιθανότητα κάποιος δανειολήπτης ή αντισυμβαλλόμενος να αποτύχει να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις του, έναντι των πιστωτών, σύμφωνα με τους συμφωνηθέντες όρους (BIS, 2004). Υπάρχουν διάφοροι παράγοντες που έχουν αυξήσει την ανάγκη για ακριβή μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου. Μεταξύ άλλων, αυτοί περιλαμβάνουν: (i) μια παγκόσμια αύξηση του αριθμού των αθετήσεων, (ii) μια τάση προς την κατάργηση μεσαζόντων από την μεριά των δανειοληπτών υψηλότερης πιστοληπτικής ικανότητας και μεγέθους, (iii) πιο ανταγωνιστικά επιτόκια δανείων, (iv) μείωση της πραγματικής αξίας των ακίνητων περιουσιακών στοιχείων (και ως εκ τούτου των ενεχύρων) σε πολλές αγορές, και (v) μια δραματική αύξηση των εκτός ισολογισμού μεγεθών, τα οποία προκαλούν μια εγγενή έκθεση στον πιστωτικό κίνδυνο (McKinsey, 1993), συμπεριλαμβανομένων των παραγώγων πιστωτικού κινδύνου (Altman και Saunders, 1998).

Από την άλλη μεριά, η Ελλάδα βιώνει τα τελευταία χρόνια μια από τις μεγαλύτερες κρίσεις στην ιστορία της. Ο πιστωτικός κίνδυνος για τις τράπεζες, λόγω των υψηλών καθυστερήσεων που παρουσιάζουν τα χαρτοφυλάκια χορηγήσεων, είναι ιδιαίτερα αυξημένος με σημαντικές επιπτώσεις στην κερδοφορία, στις εργασίες και στις δραστηριότητες των τραπεζών. Κατά τα τελευταία χρόνια, παρατηρείται μια σημαντική αύξηση των μη εξυπηρετούμενων δανείων, πάγωμα νέων εκταμιεύσεων καθώς και αύξηση των προβλέψεων για την κάλυψη του πιστωτικού κινδύνου. Είναι λοιπόν σημαντικό από τη μεριά των πιστωτικών ιδρυμάτων, μια σωστή αναγνώριση, κατάλληλη μέτρηση και παρακολούθηση/διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου που προέρχεται από τις πιστοδοτήσεις τους σε επιχειρηματικά δάνεια. Τα ανωτέρω, ενισχύονται και από το γεγονός ότι η χώρα μας κατατάσσεται στις χώρες με τον υψηλότερο κίνδυνο χώρας (country risk), σύμφωνα με τους διεθνείς οίκους αξιολόγησης, οι οποίοι προβλέπουν πως η χώρα θα συνεχίσει να είναι αντιμέτωπη και για τα επόμενα χρόνια με έντονες αποπληθωριστικές πιέσεις και αναιμική ανάπτυξη.

Παρατηρώντας το παρελθόν, μπορούμε να πούμε ότι πριν από περίπου 30 χρόνια, η πλειοψηφία των τραπεζών και λοιπών χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων ακολουθούσαν μια περισσότερο υποκειμενική ανάλυση, κατά την χορήγηση επιχειρηματικών δανείων, χρησιμοποιώντας διάφορες πληροφορίες αναφορικά με τα χαρακτηριστικά των δανειοληπτών, τα γνωστά συστήματα των 5 "Cs" (Character, Capacity, Capital, Conditions and Collateral,

δηλαδή χαρακτήρας, ικανότητα / επάρκεια διοίκησης, κεφαλαιακή διάρθρωση, συνθήκες και εξασφαλίσεις, Beaulieu, 1996).

Μία δεύτερη κατηγορία ανάλυσης, αποτελείται από συστήματα πιστωτικής διαβάθμισης που βασίζονται σε λογιστικά στοιχεία. Εδώ μπορεί να διακρίνει κάποιος τα πολυμεταβλητά μοντέλα, όπου οι βασικοί χρηματοοικονομικοί δείκτες συνδυάζονται και σταθμίζονται με στόχο να διαμορφωθεί είτε μια βαθμολογία πιστωτικού κινδύνου ή μια μέτρηση της πιθανότητας αθέτησης. Εάν το σκορ του πιστωτικού κινδύνου, ή η πιθανότητα, λάβουν μία τιμή πάνω από ένα κρίσιμο σημείο αναφοράς, τότε η αίτηση δανειοδότησης είτε απορρίπτεται ή υποβάλλεται σε αυξημένο έλεγχο (Altman και Saunders, 1998).

Παρά τις καλές τους επιδόσεις, τα πολυμεταβλητά μοντέλα που αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας στατιστικές μεθόδους έχουν αποτελέσει αντικείμενο κριτικής. Βασίζονται σε μοντέλα που χρησιμοποιούν λογιστικά στοιχεία, τα οποία έχουν το μειονέκτημα να είναι στατικά και έτσι συχνά αδυνατούν να ακολουθήσουν τις αλλαγές στο οικονομικό και επιχειρηματικό περιβάλλον. Επιπλέον, τα περισσότερα από αυτά τα μοντέλα είναι γραμμικά, αποτυγχάνοντας έτσι να μοντελοποιήσουν τις διαθέσιμες πληροφορίες με ακρίβεια, αφού η γραμμικότητα δεν υφίσταται πάντα μεταξύ των ερμηνευτικών μεταβλητών. Λόγω των ανωτέρω περιορισμών, μη-παραμετρικές μέθοδοι έχουν γίνει δημοφιλείς κατά τις τελευταίες δύο δεκαετίες, όπως: νευρωνικά δίκτυα (Angelini et al., 2008, Tsai και Wu, 2008, Yu et al., 2008, Khashman, 2010, 2011, Bae και Kim, 2011), προσεγγιστικά σύνολα (Lin et al., 2009, Lyra et al., 2010, Capotorti και Barbanera, 2012, Wang et al., 2010, Wang et al., 2012), μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Bellotti και Crook, 2009, Yu et al., 2010, 2011, Zhou et al., 2011, Kim και Ahn, 2012, Wang και Ma, 2012) και πολυκριτήρια συστήματα υποστήριξης αποφάσεων (Bugera et al., 2002, Doumpos et al., 2002, Kou et al., 2005, Hu, 2009, Yu et al., 2009, Tansel και Yurdacul, 2010, Doumpos και Zopounidis, 2011, Li, H. et al., 2011, Wu και Hsu, 2012, Garcia et al., 2013, Kou et al., 2014, Zhang et al., 2014, Angilella και Mazzu, 2015).

Κατά τα τελευταία χρόνια, έχουν καταστεί δημοφιλή τα μοντέλα αγοράς (δομικά μοντέλα) ανάμεσα σε τράπεζες και χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, λόγω του θεωρητικού τους υπόβαθρου και της χρήσης ενημερωμένων και επικαιροποιημένων πληροφοριών.

Τα δομικά μοντέλα χρησιμοποιούν χρηματιστηριακά δεδομένα για να εκτιμήσουν την πιθανότητα αθέτησης υποχρεώσεων (Black και Scholes, 1973, Merton, 1974). Οι τιμές των μετοχών αντανακλούν όλες τις πληροφορίες που σχετίζονται με την τρέχουσα κατάσταση των επιχειρήσεων καθώς και τις προσδοκίες των επενδυτών για τις μελλοντικές προοπτικές τους (Agarwal και Taffler, 2008). Επιπλέον, τα δεδομένα της αγοράς ενημερώνονται συνεχώς με νέες πληροφορίες που καθίστανται διαθέσιμες σχετικά με τη λειτουργία των επιχειρήσεων και το περιβάλλον στο οποίο λειτουργούν. Αυτά τα χαρακτηριστικά των δεδομένων της αγοράς και των αντίστοιχων μοντέλων, δείχνουν ότι μπορεί να είναι καταλληλότερα για την πρόβλεψη της αθέτησης και τη μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου. Στην πραγματικότητα, πολλές μελέτες παρέχουν εμπειρικά αποτελέσματα για την υποστήριξη των μοντέλων της αγοράς στο πλαίσιο

της μοντελοποίησης του πιστωτικού κινδύνου και την πρόβλεψη της πτώχευσης (Hillegeist et al., 2004, Agarwal και Taffler, 2008). Επίσης, τα μοντέλα της αγοράς έχει διαπιστωθεί ότι συνεισφέρουν στην κατασκευή βελτιωμένων υβριδικών συστημάτων, σε συνδυασμό με μοντέλα που βασίζονται σε λογιστικά δεδομένα (Li και Miu, 2010, Yeh et al., 2012).

Παρά το ισχυρό θεωρητικό τους υπόβαθρο και την καλή προβλεπτική τους ικανότητα, τα μοντέλα της αγοράς περιορίζονται σε εισηγμένες επιχειρήσεις. Ως εκ τούτου, η επέκτασή τους σε μη εισηγμένες εταιρείες έχει προσελκύσει κάποιο ενδιαφέρον κατά την τελευταία δεκαετία. Το μοντέλο Moody's KMV RiskCalc™ (Dwyer et al., 2004) είναι μια εμπορική εφαρμογή, η οποία έχει χρησιμοποιηθεί σε αρκετές χώρες με θετικά αποτελέσματα (Blochwitz et al., 2000, Syversten, 2004). Οι Altman et al. (2011) χρησιμοποίησαν στοιχεία από τις ΗΠΑ για να εξετάσουν το ενδεχόμενο ανάπτυξης μοντέλων παλινδρόμησης που θα παρέχουν εκτιμήσεις για την πιθανότητα αθέτησης μέσω ενός μοντέλου αγοράς. Οι ερευνητές διαπίστωσαν ότι η προσέγγιση αυτή παρέχει παρόμοια αποτελέσματα με εκείνα των μοντέλων που βασίζονται σε χρηματοοικονομικά στοιχεία, καταλήγοντας στο συμπέρασμα ότι και οι δύο προσεγγίσεις θα πρέπει να αντιμετωπίζονται ως συμπληρωματικές πηγές πληροφόρησης.

Ο κύριος στόχος της παρούσας διατριβής, είναι η δυνατότητα δημιουργίας ενός μοντέλου αγοράς, με την χρήση μεθοδολογιών μηχανικής μάθησης και πολυκριτήριας ανάλυσης το οποίο θα συνδυάζει λογιστικά στοιχεία με την προσέγγιση των δικαιωμάτων προαίρεσης των Black, Scholes και Merton, για την πρόβλεψη του πιστωτικού κινδύνου μη εισηγμένων επιχειρήσεων. Η αποτελεσματικότητα του μοντέλου αυτού, συγκρίνεται με άλλα ανταγωνιστικά μοντέλα τα οποία βασίζονται σε λογιστικά δεδομένα, για να διαπιστωθεί η ικανότητα χρήσης αυτού. Η χρήση του μοντέλου για μη εισηγμένες εταιρίες είναι πρωτίστης σημασίας, αφού περιλαμβάνει την συντριπτική πλειοψηφία των επιχειρήσεων όχι μόνο στην Ελλάδα, αλλά και σε παγκόσμιο επίπεδο. Η αξιολόγηση μιας επιχείρησης, αναφορικά με το εάν πρέπει ή όχι να δανειοδοτηθεί, είναι μια δύσκολη απόφαση, ειδικά σε περιόδους κρίσης όπως η τρέχουσα. Η δυνατότητα του μοντέλου να εκτιμά τον πιστωτικό κίνδυνο τόσο εισηγμένων όσο και μη εισηγμένων επιχειρήσεων, μπορεί να αποτελέσει ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο στα χέρια οποιουδήποτε πιστωτικού ιδρύματος. Η χρήση ποσοτικών στοιχείων, εξαλείφει επίσης την υποκειμενικότητα που κρύβει κάθε απόφαση δανειοδότησης και δημιουργεί ένα πιο ασφαλές πλαίσιο αναφορικά με τους όρους δανειοδότησης.

Επιπρόσθετα, γίνεται αξιολόγηση διαφόρων μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης, που βασίζονται σε λογιστικά στοιχεία. Πιο συγκεκριμένα ελέγχεται η σταθερότητα και η ευστάθεια των αποτελεσμάτων χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση δειγματοληψίας (bootstrap), εστιάζοντας σε διαφορετικές ρυθμίσεις αναφορικά με το μέγεθος των δειγμάτων εκπαίδευσης (για την δημιουργία των επιμέρους μοντέλων) και τη σύνθεσή τους (αριθμός συνεπών έναντι ασυνεπών από το σύνολο των παρατηρήσεων). Ελέγχεται επίσης η σύνθεση των μοντέλων (ensemble) και

τα αποτελέσματά τους συγκρίνονται με τα επιμέρους μοντέλα που αναπτύχθηκαν στην βάση του πλήρους δείγματος.

Από τους ανωτέρω στόχους της διατριβής, προκύπτει και η πρωτοτυπία αυτής:

- I) Η παρούσα έρευνα αξιολογεί υποδείγματα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου με χρήση λογιστικών στοιχείων, στα οποία το κριτήριο σύγκρισης δεν είναι μόνο η χρήση διαφορετικών μεθοδολογιών, αλλά και οι διαφορετικές ρυθμίσεις αναφορικά με το μέγεθος των δειγμάτων εκπαίδευσης και ελέγχου, καθώς και η σύνθεση αυτών (αριθμός συνεπών/ασυνεπών επιχειρήσεων)
- II) Η εργασία αυτή είναι η μοναδική στην Ελλάδα μέχρι σήμερα, η οποία προσαρμόζει ένα μοντέλο αγοράς με χρήση μεθοδολογιών μηχανικής μάθησης και πολυκριτήριας ανάλυσης, το οποίο είναι σε θέση να εκτιμά τον πιστωτικό κίνδυνο μη εισηγμένων εταιρειών. Η χρήση χρηματιστηριακών στοιχείων προσδίδει μια δυναμική στο μοντέλο, αφού τα στοιχεία που χρησιμοποιούνται είναι επικαιροποιημένα και αντανακλούν τις πραγματικές μεταβολές στην κατάσταση των επιχειρήσεων. Ένα άλλο πλεονέκτημα είναι οι πηγές άντλησης των δεδομένων. Σε αντίθεση με παρεμφερή μοντέλα που χρησιμοποιούν στοιχεία από βάσεις δεδομένων και οίκους αξιολόγησης, το εν λόγω μοντέλο χρησιμοποιεί στοιχεία που προέρχονται από την χρηματαγορά και είναι άμεσα διαθέσιμα χωρίς την καταβολή οποιασδήποτε συνδρομής.

Η δομή της παρούσας διατριβής είναι η ακόλουθη:

Στο 1^ο κεφάλαιο, δίνονται περαιτέρω λεπτομέρειες σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο και τη σημασία αυτού. Επίσης, γίνεται αναφορά στην χρηματοοικονομική αποτυχία, η οποία μπορούμε να πούμε ότι αποτελεί ένα «σκαλοπάτι» που οδηγεί στον πιστωτικό κίνδυνο. Επιγραμματικά, παρατίθενται εφαρμογές πιστωτικής αξιολόγησης και έρευνες που αφορούν τον πιστωτικό κίνδυνο. Στο τέλος του κεφαλαίου, γίνεται αναφορά στους οίκους πιστοληπτικής αξιολόγησης, τον ρόλο αυτών καθώς και το θεσμικό πλαίσιο στο οποίο δραστηριοποιούνται.

Στο 2^ο κεφάλαιο, υπάρχει λεπτομερής βιβλιογραφική ανασκόπηση πλήθους μελετών αναφορικά με τον πιστωτικό κίνδυνο. Στην αρχή του κεφαλαίου, παρατίθενται μελέτες που κάνουν χρήση πιο «κλασσικών» μεθόδων, όπως αυτές της διακριτικής ανάλυσης και της λογιστικής παλινδρόμησης, οι οποίες ακόμα και σήμερα χρησιμοποιούνται σε πλήθος ερευνών. Στη συνέχεια, γίνεται ανάλυση πιο «σύγχρονων» μεθόδων, μη παραμετρικές τεχνικές από τα πεδία της επιχειρησιακής έρευνας και της μηχανικής μάθησης. Επιπρόσθετα, παρατίθενται περαιτέρω πληροφορίες αναφορικά με τον τρόπο που οι παραπάνω μεθοδολογίες χρησιμοποιούνται στον πιστωτικό κίνδυνο καθώς και το πώς γίνεται η μοντελοποίηση αυτών των μεθόδων. Στο τέλος του κεφαλαίου, αναφέρονται κάποιες από τις κυριότερες μεθόδους δειγματοληψίας που χρησιμοποιούνται σε μελέτες αναφορικά με τον πιστωτικό κίνδυνο.

Στο 3^ο κεφάλαιο, πραγματοποιείται ανασκόπηση μελετών που βασίζονται σε δομικά μοντέλα (structural models) καθώς και άλλα μοντέλα αγοράς. Η αρχή γίνεται με την ανάλυση του μοντέλου του Merton και ακολουθούν μελέτες βασιζόμενες σε δομικά μοντέλα. Στη συνέχεια, γίνεται παράθεση μελετών που κάνουν χρήση μοντέλων μειωμένης μορφής (reduced form models). Ένα κομμάτι του κεφαλαίου αυτού, αφιερώνεται και στη διερεύνηση των διαφορών μεταξύ των μοντέλων αγοράς και αυτών που χρησιμοποιούν λογιστικά στοιχεία.

Στο 4^ο κεφάλαιο, γίνεται η αξιολόγηση διαφόρων μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης, που βασίζονται σε λογιστικά στοιχεία. Οι μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται είναι η λογιστική παλινδρόμηση, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (με γραμμικό πυρήνα και πυρήνα ακτινωτής βάσης) και η πολυκριτήρια μέθοδος UTADIS. Αρχικά, ο στόχος είναι η σύγκριση αυτών των διαφορετικών μεθοδολογιών, ώστε να εξεταστεί η καταλληλότητα αυτών στη δημιουργία μοντέλων πιστωτικής αξιολόγησης. Στη συνέχεια, διερευνάται η σταθερότητα και η ευστάθεια των αποτελεσμάτων χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση δειγματοληψίας (bootstrap), εστιάζοντας σε διαφορετικές ρυθμίσεις αναφορικά με το μέγεθος των δειγμάτων εκπαίδευσης (για τη δημιουργία των επιμέρους μοντέλων) και τη σύνθεσή τους (αριθμός συνεπών έναντι ασυνεπών από το σύνολο των παρατηρήσεων). Ελέγχεται επίσης η σύνθεση των μοντέλων (ensemble) και τα αποτελέσματά τους συγκρίνονται με τα επιμέρους μοντέλα που αναπτύχθηκαν στη βάση του πλήρους δείγματος.

Στο 5^ο κεφάλαιο, διερευνάται η δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου αγοράς, με τη χρήση μεθοδολογιών μηχανικής μάθησης και πολυκριτήριας ανάλυσης που συνδυάζει λογιστικά στοιχεία με την προσέγγιση των δικαιωμάτων προαίρεσης των Black, Scholes και Merton (BSM model), για την πρόβλεψη του πιστωτικού κινδύνου μη εισηγμένων επιχειρήσεων. Επίσης, παρουσιάζονται παραλλαγές των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης και ανάλυση του μοντέλου αγοράς που βασίζεται στις μελέτες των Black, Scholes, Merton (BSM model) και το οποίο χρησιμοποιείται για την δημιουργία υποδειγμάτων αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου μη-εισηγμένων επιχειρήσεων. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν, συγκρίνονται με άλλα ανταγωνιστικά μοντέλα που βασίζονται σε λογιστικά δεδομένα.

Τέλος στο 6^ο κεφάλαιο, παρατίθενται τα συμπεράσματα της εν λόγω διατριβής καθώς και μελλοντικές κατευθύνσεις της έρευνας.

Κεφάλαιο 1. Η Έννοια και Σημασία του Πιστωτικού Κινδύνου

1.1.Εισαγωγή

Ο ρόλος του αναλυτή του πιστωτικού κινδύνου είναι να εκτιμήσει και να αξιολογήσει τον ενδεχόμενο κίνδυνο κάθε πελάτη ή οφειλέτη, καθώς και να παρέχει συμβουλές σχετικά με τις αποφάσεις για την παροχή δανείων ή τυχόν δανειοληπτικές διευκολύνσεις (Graham και Coyle, 2000). Με άλλα λόγια, η ανάλυση του πιστωτικού κινδύνου αναφέρεται στην αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας ενός ατόμου, επιχείρησης ή οργανισμού. Αυτό απαιτεί την χρήση εξελιγμένων τεχνικών διαχείρισης κινδύνου και παρακολούθηση των ταχέως μεταβαλλόμενων ανοιγμάτων σε πιστωτικό κίνδυνο.

Για πολλά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, όπως οι εμπορικές τράπεζες, η ικανότητα να διακρίνουν τους «καλούς» από τους «κακούς» πελάτες είναι ζωτικής σημασίας για την επιτυχία τους (Thomas et al., 2005, Huang et al., 2007). Οι παραδοσιακές μέθοδοι για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου βασίζονται στην εμπειρία και την κρίση ειδικών αναλυτών. Ωστόσο, με την αύξηση του αριθμού των αιτούντων, οι συμβατικές προσεγγίσεις έχουν καταστεί παρωχημένες, καθώς δεν μπορούν πλέον να ανταποκριθούν στις απαιτήσεις για αποδοτική και αποτελεσματική αξιολόγηση του κινδύνου αυτού. Ένα άλλο πρόβλημα που αντιμετωπίζουν τα πιστωτικά ιδρύματα, είναι ότι η χρηματοοικονομική κατάσταση των επιχειρήσεων δεν είναι στατική, αλλά μεταβάλλεται ακόμα και σε μικρές χρονικές περιόδους. Πολύ συχνά παρατηρούνται φαινόμενα εταιρειών, οι οποίες αντιμετωπίζουν δυσκολίες στο να ανταπεξέλθουν στην αποπληρωμή των υποχρεώσεών τους, βρίσκονται με άλλα λόγια σε οικονομική δυσχέρεια.

Η οικονομική δυσχέρεια, είναι η κατάσταση όπου μια επιχείρηση αντιμετωπίζει δυσκολία στην εκπλήρωση των υποχρεώσεών της. Οι οικονομικές δυσκολίες περιλαμβάνουν: ανεπάρκεια ρευστότητας και ιδίων κεφαλαίων, καθώς και αθέτηση πληρωμής χρεών ή προνομιούχων μερισμάτων. Οι αντίστοιχες συνέπειες είναι η υπερανάληψη των τραπεζικών καταθέσεων, η ρευστοποίηση περιουσιακών στοιχείων των επιχειρήσεων, ακόμη και η είσοδος στον πτωχευτικό νόμο (Beaver, 1966, Altman, 1968, Carminchael, 1972, Deakin, 1972, Altman, 2000).

Ο Foster (1986) ορίζει την οικονομική δυσχέρεια ως ένα σοβαρό πρόβλημα ρευστότητας το οποίο δεν μπορεί να επιλυθεί χωρίς μεγάλης κλίμακας αναδιάρθρωση της λειτουργίας ή της δομής των οικονομικών φορέων. Στους Doumpos και Zorounidis (1999), η οικονομική δυσχέρεια δεν περιέχει μόνο την αδυναμία αποπληρωμής σημαντικών υποχρεωτικών πληρωμών και τις αντίστοιχες συνέπειες που αναφέρονται παραπάνω, αλλά περιλαμβάνει επίσης την

κατάσταση της αρνητικής καθαρής αξίας ενεργητικού, που σημαίνει ότι το σύνολο των υποχρεώσεων της επιχείρησης υπερβαίνει το σύνολο του ενεργητικού της από την άποψη της λογιστικής.

Οι Ross et al. (1999) συνοψίζουν προηγούμενες μελέτες και καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η οικονομική δυσχέρεια αποτελείται από τις ακόλουθες τέσσερις προϋποθέσεις: (1) την επιχειρηματική αποτυχία, δηλαδή, μια εταιρεία δεν μπορεί να πληρώσει το υπόλοιπο του χρέους μετά την εκκαθάριση (2) τη νομική πτώχευση, δηλαδή, μια επιχείρηση ή οι πιστωτές της υποβάλουν αίτηση στο δικαστήριο για την κήρυξη πτώχευσης (3) την τεχνική πτώχευση, δηλαδή, μια εταιρεία δεν μπορεί να εκτελέσει τη σύμβαση σύμφωνα με το χρονοδιάγραμμα για την αποπληρωμή κεφαλαίου και τόκων και (4) τη λογιστική πτώχευση, δηλαδή, η λογιστική αξία του καθαρού ενεργητικού της εταιρείας είναι αρνητική.

Από τα ανωτέρω, συνάγεται η στενή σχέση που υπάρχει μεταξύ της οικονομικής δυσχέρειας και του πιστωτικού κινδύνου. Όσο η δυσχέρεια των επιχειρήσεων μεγαλώνει, τόσο η έκθεση των πιστωτικών ιδρυμάτων έναντι του πιστωτικού κινδύνου αυξάνει. Για τον λόγο αυτό οι χρηματοοικονομικοί και πιστωτικοί αναλυτές προσπαθούν να εκτιμήσουν την πιστοληπτική ικανότητα μιας εταιρείας, η οποία ταυτίζεται με την πιθανότητα να αντιμετωπίσει οικονομικές δυσχέρειες.

Η οικονομική δυσχέρεια μπορεί να είναι ήπια, προσωρινή ανεπάρκεια ταμειακών ροών, ή πιο σοβαρή, όπου εκεί αναφερόμαστε σε επιχειρηματική αποτυχία ή πτώχευση. Στην πραγματικότητα, η οικονομική δυσχέρεια είναι μια δυναμική διαδικασία και είναι το αποτέλεσμα της συνεχούς ανωμαλίας της λειτουργίας των επιχειρήσεων για κάποιο χρονικό διάστημα (από μήνες έως χρόνια ή και περισσότερο).

Οι περισσότερες μελέτες για την οικονομική δυσχέρεια που συλλέγουν δεδομένα από τις ανεπτυγμένες χώρες, επικεντρώνονται στην πρόβλεψη της πτώχευσης, η οποία είναι η απόλυτη και πιο σοβαρή μορφή της οικονομικής δυσχέρειας (McKee, 2000, Shin και Lee, 2002, Pendharkar, 2005, Chaudhuri και De, 2011). Η ανάλυση του πιστωτικού κινδύνου έχει προσελκύσει πολύ μεγαλύτερη προσοχή από τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα κατά τα τελευταία χρόνια, λόγω της ασιατικής οικονομικής κρίσης το 1997, της κρίσης των ενυπόθηκων δανείων στη διάρκεια του 2007 και του 2009, καθώς και τις πρόσφατες ρυθμιστικές εξελίξεις (π.χ., της Βασιλείας III¹, Lang et al., 2008).

Επιπλέον, η αύξηση του ανταγωνισμού εντός του κλάδου των χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών για μεγαλύτερο μερίδιο αγοράς και κερδών έχει οδηγήσει ορισμένα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα να αναλαμβάνουν περισσότερους κινδύνους για την επίτευξη ανταγωνιστικής υπεροχής στην αγορά.

¹ Για μια λεπτομερέστερη περιγραφή αναφορικά με το κανονιστικό πλαίσιο της Επιτροπής της Βασιλείας και την αναθεώρηση αυτού, βλέπε Γκόρτσος (2011).

Στον αντίποδα, οι επιχειρήσεις προσπαθούν να βρουν καινοτόμους τρόπους μόχλευσης των κινδύνων για την επίτευξη ή / και διατήρηση του ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος. Ως αποτέλεσμα, στο σημερινό οικονομικό και επιχειρηματικό περιβάλλον τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα αντιμετωπίζουν μεγαλύτερο κίνδυνο ζημιών που συνδέονται με ακατάλληλες αποφάσεις έγκρισης της πίστωσης (Yu et al., 2008).

Συμπερασματικά, διαπιστώνουμε ότι παρά τις προόδους στις τεχνικές μέτρησής του και τη διαφοροποίηση του χαρτοφυλακίου ο πιστωτικός κίνδυνος, παραμένει ένας από τους μεγαλύτερους κινδύνους με δυσκολία στην αντιστάθμισή του (Lewis, 1992, Hand και Jacka, 1998, Thomas et al., 2002, Mays (2001, 2004), Cramer, 2004, Siddiqi, 2006, Anderson, 2007).

Υπάρχει πλειάδα μοντέλων πιστοληπτικής διαβάθμισης (βλ., για παράδειγμα: Lewis, 1992, Bailey, 2001, Mays, 2001, Malhotra και Malhotra, 2003, Thomas et al., 2004, Siddiqi, 2006, Chuang και Lin, 2009, Sustersic et al., 2009).

Τα μοντέλα βαθμολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, χρησιμοποιούνται ευρέως από τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, ιδίως τις τράπεζες, για να δώσουν δάνεια σε καλούς πελάτες και για να γίνει διάκριση μεταξύ καλών και κακών πελατών. Η χρήση μοντέλων βαθμολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, μπορεί να μειώσει το κόστος της διαδικασίας πίστωσης και του αναμενόμενου κινδύνου, να ενισχύσει την πιστωτική απόφαση και να εξοικονομήσει χρόνο και προσπάθεια (Lee et al., 2002, Ong et al., 2005). Η λήψη αποφάσεων αφορά την αποδοχή ή την απόρριψη της δανειοδότησης ενός πελάτη που μπορεί να υποστηριχθεί από τις υποκειμενικές τεχνικές ή / και τα μοντέλα αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας. Ένα σύστημα βαθμολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας θα πρέπει να είναι σε θέση να ταξινομεί ως καλούς, τους πελάτες εκείνους οι οποίοι αναμένεται να ανταποκριθούν με συνέπεια στις υποχρεώσεις τους και ως κακούς εκείνους οι οποίοι αναμένεται να αντιμετωπίσουν προβλήματα στην κάλυψη των υποχρεώσεων βάσει των προσυμφωνημένων όρων.

Η βελτίωση των μοντέλων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου, έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη νέων αγορών για τη μεταφορά του πιστωτικού κινδύνου, όπως τα τραπεζικά-πιστωτικά παράγωγα και τα δομημένα χρεωστικά ομόλογα (Credit Default Options, CDOs). Οι νέες αυτές αγορές έχουν επεκτείνει τους τρόπους με τους οποίους οι συμμετέχοντες στην αγορά μπορούν να μοιραστούν τον πιστωτικό κίνδυνο και έχουν οδηγήσει σε πιο αποτελεσματική τιμολόγηση του (Ferguson, 2001).

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως ο έλεγχος της ποιότητας του χαρτοφυλακίου χορηγήσεων αποτελεί υψηλή προτεραιότητα για τα τραπεζικά ιδρύματα (Carling et al., 2007). Η ύπαρξη πιστωτικού κινδύνου, υπονομεύει το δείκτη φερεγγυότητας των τραπεζών, μειώνει την παρούσα αξία των χαρτοφυλακίων, ενώ η πραγματοποίηση των σχετικών ζημιών απομειώνει την καθαρή περιουσιακή τους θέση (Allesandri και Drehmann, 2010, Castro, 2013).

Για την αντιμετώπιση των ανωτέρω κινδύνων, τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα διατηρούν ένα ελάχιστο ύψος ιδίων κεφαλαίων, που είναι γνωστό ως κεφαλαιακή επάρκεια. Στην ουσία

πρόκειται για περιουσιακά στοιχεία των πιστωτικών ιδρυμάτων, τα οποία μπορούν να διατεθούν για κάλυψη ζημιών, που ενδεχομένως θα προκύψουν από κάποιες περισσότερες ή λιγότερες επισφαλείς απαιτήσεις τους έναντι πελατών, με τρόπο όμως που δε θα διακινδυνεύεται η φερεγγυότητά και η αξιοπιστία τους (McNeil et al.,2005, Jokipii και Milne,2008). Η επάρκεια των ιδίων κεφαλαίων αποτελεί διαρκές αντικείμενο ελέγχων των εποπτικών αρχών των τραπεζών, λόγω της φύσης και της έντασης των κινδύνων που διατρέχουν αυτές. Το ελάχιστο ύψος ιδίων κεφαλαίων καθώς και η κεφαλαιακή επάρκεια των πιστωτικών ιδρυμάτων αποτελούν ιδιαίτερο ρυθμιστικό και εποπτικό μέλημα των διατάξεων και εργασιών της επιτροπής της Βασιλείας (Altman και Saunders,2001, Danielson et al.,2001).

Τα Σύμφωνα της Βασιλείας (Basel Accords), γνωστά ως Βασιλεία Ι², Βασιλεία ΙΙ³ και Βασιλεία ΙΙΙ⁴ αντίστοιχα, αποτελούν την πρώτη διεθνώς οργανωμένη προσπάθεια δημιουργίας ενός κοινού συστήματος υπολογισμού της κεφαλαιακής επάρκειας των πιστωτικών ιδρυμάτων για την αντιμετώπιση των κινδύνων που προκαλεί η χρηματοπιστωτική δραστηριότητα (Repullo και Suarez,2004, Blum Jurg,2007, Antao και Lacerda, 2011, Rugemintwari,2011, Kiema και Jokivuolle,2014).

Στην ίδια κατεύθυνση, η Ευρωπαϊκή Επιτροπή δημοσίευσε δύο κοινοτικές οδηγίες 2006/48/ΕΚ⁵ και 2006/49/ΕΚ⁶, σχετικά με την επάρκεια των ιδίων κεφαλαίων τόσο των πιστωτικών ιδρυμάτων, όσο και των επιχειρήσεων παροχής επενδυτικών υπηρεσιών, με τις οποίες θα έπρεπε να εναρμονιστούν οι πιστωτικοί οργανισμοί και οι επιχειρήσεις επενδυτικών υπηρεσιών της Ευρωπαϊκής Ένωσης⁷. Οι γενικές διατάξεις και αρχές των οδηγιών αυτών ενσωματώθηκαν στην ελληνική νομοθεσία με το νόμο 3601/1.8.2007⁸ (Ψυχομάνης, 2009, Χριστόπουλος και Ντόκας, 2012).

Σύμφωνα με τον Πρώτο Πυλώνα της Βασιλείας ΙΙ, η ελάχιστη απαιτούμενη κεφαλαιακή επάρκεια έναντι των αναλαμβανόμενων κινδύνων ανέρχεται στο 8%. Τα πιστωτικά ιδρύματα για την αξιολόγηση του αναλαμβανόμενου πιστωτικού κινδύνου έχουν τη δυνατότητα επιλογής μεταξύ δύο μεθόδων, της τυποποιημένης μεθόδου και της μεθόδου των εσωτερικών συστημάτων διαβάθμισης. Σύμφωνα με την τυποποιημένη μέθοδο (standardized approach), γίνεται πρώτον

²BCBS,(1988) «International convergence of capital measurement and capital standards», <https://www.bis.org/publ/bcbs04a.pdf>.

³ BCBS, (2004), «International convergence of capital measurement and capital standards, a revised framework», <https://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf>.

⁴ BCBS, (2010), «Basel III, a global regulatory framework for more resilient banks and banking system, (Revised, June, 2011)», <http://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf> , «Basel III, international framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring», <http://www.bis.org/publ/bcbs188.pdf> .

⁵ <http://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/PDF/?uri=CELEX:32006L0048&from=EL>

⁶ <http://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/PDF/?uri=CELEX:32006L0049&qid=1429535242039&from=EN>

⁷ Οι παρούσες οδηγίες, έχουν τροποποιηθεί με την πιο πρόσφατη οδηγία 2013/36/ΕΕ. Για περαιτέρω, βλέπε http://www.bankofgreece.gr/BoGDocuments/CRD%20IV%202013_36%20El.pdf

⁸ Ο οποίος νόμος άλλαξε πρόσφατα με τον Ν.4261/2014. Για περισσότερες λεπτομέρειες, http://www.bankofgreece.gr/BoGDocuments/N.%204261_2014%20CRD%20IV.pdf

ταξινόμηση των ανοιγμάτων σε διάφορες κατηγορίες, όπως παραδείγματος χάριν, ανοίγματα έναντι κεντρικών τραπεζών, επιχειρήσεων, τραπεζών, κεντρικών κυβερνήσεων κ.α. Δεύτερον, γίνεται στάθμιση των ανοιγμάτων με συντελεστές κινδύνου (π.χ. 20%, 50%, 100%, 150%) που είναι ευθεία συνάρτηση της πιστωτικής διαβάθμισής τους από τους εξωτερικούς οίκους αξιολόγησης. Επομένως, η λογιστική αξία κάθε ανοίγματος σταθμίζεται με συντελεστή κινδύνου ανάλογο της πιστωτικής του διαβάθμισης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, ανοίγματα χαμηλής πιστωτικής διαβάθμισης να σταθμίζονται με υψηλό συντελεστή κινδύνου και ανοίγματα υψηλής πιστωτικής διαβάθμισης να σταθμίζονται με χαμηλό συντελεστή κινδύνου. Αυτό σημαίνει πως τα πιστωτικά ιδρύματα επιβαρύνουν περισσότερο τις κεφαλαιακές τους ανάγκες με τη χρηματοδότηση φορέων με χαμηλή πιστωτική ποιότητα καθώς χρειάζονται περισσότερα κεφάλαια για την κάλυψη του υψηλότερου υποκείμενου κινδύνου απωλειών. Επομένως είναι στην ευχέρεια των τραπεζών να ελέγχουν την κεφαλαιακή τους επιβάρυνση, ελέγχοντας τη σύνθεση του χαρτοφυλακίου τους.

Η μέθοδος των εσωτερικών διαβαθμίσεων (internal rating-based approach) περιλαμβάνει δύο εκδοχές, τη βασική μέθοδο εσωτερικών διαβαθμίσεων και την εναλλακτική (προηγμένη) μέθοδο εσωτερικών διαβαθμίσεων. Τα πιστωτικά ιδρύματα που λαμβάνουν έγκριση από τις αρμόδιες εποπτικές αρχές να χρησιμοποιούν τη μέθοδο των εσωτερικών διαβαθμίσεων μπορούν για τον υπολογισμό του απαιτούμενου κεφαλαίου για κάθε πιστωτικό άνοιγμα να βασίζονται σε εσωτερικές (ίδιες) εκτιμήσεις των στοιχείων κινδύνου. Για τον υπολογισμό των σταθμίσεων των κινδύνων χρειάζεται η εκτίμηση τεσσάρων παραμέτρων που βασίζονται σε ιστορικά στοιχεία των πελατών της τράπεζας:

- της πιθανότητας αθέτησης (probability of default – PD),
- των απωλειών σε περίπτωση αθέτησης (loss given default – LGD),
- της αξίας του ανοίγματος σε περίπτωση αθέτησης (Exposure at default – EAD),
- της ληκτότητας (effective Maturity –M).

Τα παραπάνω οδηγούν στην εκτίμηση της αναμενόμενης ζημίας για κάθε πιστοδότησης (expected loss – EL), η οποία αποτελεί το γινόμενο των επιμέρους παραμέτρων και υπολογίζεται με τον παρακάτω τύπο:

$$EL = PD * LGD * EAD \quad (1.1)$$

Κατά τη βασική μέθοδο, οι τράπεζες είναι υπεύθυνες για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης (PD) κάθε ανοίγματος, ενώ οι εκτιμήσεις για τους υπόλοιπους συντελεστές κινδύνου προσδιορίζονται από τις εποπτικές αρχές.

Αντίθετα, με τη χρήση της προηγμένης μεθόδου, απαιτείται τις περισσότερες φορές η εκτίμηση όλων των συντελεστών κινδύνων από τους ίδιους τους πιστωτικούς οργανισμούς.

Στη Βασιλεία III, ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην κεφαλαιακή επάρκεια των τραπεζών. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω ενός αυστηρότερου ορισμού και κανόνων διαφάνειας των εποπτικών

ιδίων κεφαλαίων, με ιδιαίτερη έμφαση σε υψηλότερης ποιότητας μορφών κεφαλαίων (καταβεβλημένο μετοχικό κεφάλαιο, εμφανή αποθεματικά) που θα επιτρέπει τις τράπεζες να απορροφούν, ενδεχόμενες ζημιές από τους κινδύνους στους οποίους εκτέθηκαν. Ο δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας (Δ.Κ.Ε.) συνεχίζει να ανέρχεται σε ποσοστό τουλάχιστον 8% και συνεχίζει να ισούται με το λόγο των εποπτικών ιδίων κεφαλαίων (Tier 1 capital + Tier 2 capital) προς το σύνολο των σταθμισμένων στοιχείων του ενεργητικού τους (Σ.Σ.Ε.) και των στοιχείων εκτός ισολογισμού (Σ.Ε.Ι.) (Γκόρτσος,2011, Dermine,2015).

$$\Delta.Κ.Ε. = \frac{Tier1+Tier2}{\Sigma.Σ.Ε. + \Sigma.Ε.Ι.} \geq 8\% \quad (1.2)$$

Τα βασικά ίδια κεφάλαια (Tier 1 Capital) αποτελούνται από δύο κατηγορίες στοιχείων:

- τα κύρια στοιχεία (common equity Tier 1 capital) που αποτελούνται από το καταβεβλημένο μετοχικό κεφάλαιο σε επίπεδο κοινών μετοχών, τα αποτελέσματα εις νέον, τα εμφανή αποθεματικά, υπό συγκεκριμένες προϋποθέσεις οι κοινές μετοχές οι οποίες έχουν εκδοθεί από θυγατρικές επιχειρήσεις των τραπεζών που υπάγονται στην ενοποιημένη εποπτεία τους και κατέχονται από τρίτους, η διαφορά από την έκδοση των ανωτέρω κατηγοριών κοινών μετοχών υπέρ το άρτιο,
- τα πρόσθετα στοιχεία (additional Tier 1 capital) που αποτελούνται από προνομιούχες μετοχές και ομολογιακούς τίτλους που πληρούν κυρίως τους ακόλουθους όρους (είναι μη καθορισμένης διάρκειας, έχουν εκδοθεί και το ποσό της έκδοσης έχει καταβληθεί πλήρως, είναι μειωμένης εξασφάλισης έναντι των καταθετών και όλων εν γένει πιστωτών, μπορούν να ανακληθούν από τον εκδότη τους μόνο μετά την παρέλευση πενταετίας και εφόσον πληρούνται συγκεκριμένες προϋποθέσεις, δεν περιέχουν ειδικές ρήτρες), υπό συγκεκριμένες προϋποθέσεις τίτλοι με τα ως άνω χαρακτηριστικά οι οποίοι έχουν εκδοθεί από θυγατρικές επιχειρήσεις των τραπεζών που υπάγονται στην ενοποιημένη εποπτεία τους και δεν περιλαμβάνονται στα κύρια στοιχεία των βασικών ιδίων κεφαλαίων, η διαφορά από την έκδοση προνομιούχων μετοχών που εντάσσονται στην εν λόγω κατηγορία υπέρ το άρτιο.

Η διάκριση των βασικών ιδίων κεφαλαίων (Tier 1 Capital) έχει σημασία ως προς τα σχετικά καθιερωμένα ποσοτικά όρια καθώς σε συνεχή βάση θα πρέπει να τηρούνται τα ακόλουθα:

- τα κύρια στοιχεία των βασικών ιδίων κεφαλαίων πρέπει να ανέρχονται σε ποσοστό τουλάχιστον 4,5% των σταθμισμένων στοιχείων του ενεργητικού των τραπεζών και των στοιχείων εκτός ισολογισμού,
- το σύνολο των βασικών ιδίων κεφαλαίων πρέπει να ανέρχεται σε ποσοστό τουλάχιστον 6% των σταθμισμένων στοιχείων του ενεργητικού τους και των στοιχείων εκτός ισολογισμού (στη Βασιλεία II το ποσοστό αυτό ανερχόταν σε 4%).

Παρά τις βελτιώσεις που προτάθηκαν μέσω των συμφώνων της Βασιλείας, υπάρχουν και κάποιες ενστάσεις οι οποίες είναι μπορούν να συνοψιστούν στα ακόλουθα (Admati et al, 2010, Perignon και Smith, 2010, Bhattacharya et al, 2011, Christensen et al, 2011, Lo και Brennan, 2012, Varotto, 2012, Buck και Schliephake, 2013, Hasan et al, 2015):

- τα πιστωτικά ιδρύματα με την εφαρμογή των νέων διατάξεων μπορεί να οδηγηθούν σε περιορισμό της προσφοράς δανειακών κεφαλαίων με άμεσο αρνητικό αντίκτυπο στον πραγματικό τομέα της οικονομίας και στην ανάπτυξη,
- η ανάγκη ανάκτησης τεραστίων κεφαλαίων από τις αγορές, ιδίως με την έκδοση κοινών μετοχών θα έχει ως αντίκτυπο την αναμενόμενη μείωση των αποδόσεων των ιδίων κεφαλαίων τους, που θα τις φέρει σε μειονεκτική ανταγωνιστική θέση προς τις επιχειρήσεις άλλων κλάδων της οικονομίας, οι οποίες θα μείνουν σταθερές ή θα τείνουν να αυξάνονται,
- η επιτακτική ανάγκη μείωσης τους κόστους των τραπεζών, είναι πιθανόν να τις οδηγήσει σε έναν κύκλο μετατόπισης των δραστηριοτήτων τους σε χώρες με χαλαρό ρυθμιστικό εποπτικό πλαίσιο ή σε τμήματα του χρηματοπιστωτικού συστήματος που τελούν υπό ήπια ρυθμιστική και εποπτική παρέμβαση,
- δημιουργία προβλημάτων υπολογισμού της κεφαλαιακής επάρκειας, λόγω χρήσης ιστορικών δεδομένων, κάτι που ανέδειξε και η πρόσφατη χρηματοπιστωτική κρίση.

1.2. Πιστωτική ανάλυση ως ένα σύστημα εμπειρογνωμόνων

Η κλασική ανάλυση του πιστωτικού κινδύνου είναι ένα έμπειρο σύστημα που στηρίζεται πάνω απ' όλα στην υποκειμενική κρίση των εκπαιδευμένων επαγγελματιών.

Σε αυτό το σύστημα οι τράπεζες διαμορφώνουν τις επιθυμητές αγορές-στόχους τους (που αποτελούνται από τις επιχειρήσεις και τους ιδιώτες) και τα αντίστοιχα κριτήρια για τη χορήγηση δανείων.

Η ανάλυση ενός δανείου είναι μια χρονοβόρα διαδικασία. Ο σκοπός της ανάλυσης είναι να εξεταστεί τόσο η ικανότητα του δανειολήπτη αλλά και η δυνατότητα αποπληρωμής προς την

τράπεζα για να γίνει καταχώρηση σε μια κατηγορία κινδύνου. Η αξιολόγηση του κινδύνου, προέρχεται από την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης των υποχρεώσεων του οφειλέτη σε ένα δεδομένο επίπεδο εμπιστοσύνης κατά τη διάρκεια ζωής της επιχείρησης και με υπολογισμό του ποσού της ζημίας που ο δανειστής θα υποστεί σε περίπτωση αθέτησης.

Οι πιστωτικοί αναλυτές σε μια τράπεζα ή οργανισμό αξιολόγησης πρέπει να λάβουν υπόψη πολλά χαρακτηριστικά μιας επιχείρησης, τόσο χρηματοοικονομικά, όσο και τεχνοκρατικά, ποσοτικά αλλά και ποιοτικά. Οι αναλυτές πρέπει να εξακριβώσουν την οικονομική ευρωστία της επιχείρησης και να καθορίσουν εάν τα κέρδη και οι ταμειακές ροές είναι αρκετές για να καλύψουν τις δανειακές υποχρεώσεις. Επίσης, πρέπει να αναλύσουν την ποιότητα των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης και τη ρευστότητά της.

Επιπλέον, θα πρέπει να λάβουν υπόψη τα χαρακτηριστικά του κλάδου στον οποίον ανήκει μια επιχείρηση και την κατάσταση της επιχείρησης εντός του αντίστοιχου κλάδου. Οι επιδράσεις των μακροοικονομικών γεγονότων πάνω στην επιχείρηση και τον κλάδο, πρέπει επίσης να εξεταστούν, καθώς και ο κίνδυνος χώρας του δανειολήπτη.

Οι αναλυτικές διαδικασίες επεξεργασίας, οι οποίες δίνουν μια ένδειξη της οικονομικής κατάστασης του οφειλέτη, είναι προκαθορισμένες με βάση την εμπειρία των εμπειρογνομόνων των τραπεζών. Ο ρόλος του έμπειρου στελέχους είναι:

- ρύθμιση των κριτηρίων όσον αφορά τον κλάδο, τους πελάτες, τα προϊόντα, και τη διαδικασία αναδοχής. Ο αναλυτής πρέπει να επανεξετάσει την ανταγωνιστική θέση της κάθε επιχείρησης εντός του αντίστοιχου κλάδου και τις μακροοικονομικές δυνάμεις που επηρεάζουν την απόδοση του κλάδου στο σύνολό του. Οι ικανότητες της διοίκησης της εταιρείας θα πρέπει να αξιολογηθούν σε συνδυασμό με τη στρατηγική της,
- έμφαση στα πιο σημαντικά ζητήματα σε κάθε συναλλαγή, ιδιαίτερα αν υπάρχουν εξαιρέσεις σε οποιαδήποτε από τα κριτήρια δανειοδότησης που έχουν δημιουργηθεί,
- καθορισμός του μεγέθους, των όρων και προϋποθέσεων καθώς και της τιμολόγησης του εκάστοτε δανείου. Οι διαδικασίες για την δανειοδότηση, συμπεριλαμβανομένων όλων των όρων και προϋποθέσεων, την τιμολόγηση, την ασφάλεια, τα ενέχυρα, τους προηγούμενους όρους δανείων καθώς και την πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων. Ο υπάλληλος αναμένεται να αξιολογήσει την προτεινόμενη πράξη, στο πλαίσιο των τρεχουσών επιχειρηματικών συνθηκών, των τάσεων του κλάδου, καθώς και της θέσης του χαρτοφυλακίου της τράπεζας.

Για να καταλήξουν στις υποκειμενικές κρίσεις τους, οι υπεύθυνοι δανειοδοτήσεων επικουρούνται από μια σειρά τυποποιημένων αναλυτικών τεχνικών για την εκτίμηση της πιθανότητας ότι ο δανειολήπτης θα αποπληρώσει μια συγκεκριμένη δανειακή υποχρέωση. Αυτά είναι τα κλασικά 5Cs (Sarlija et al., 2004): πιστωτικός χαρακτήρας (Character), κεφάλαιο

(μόχλευση, Capital), δυναμικότητα-μεταβλητότητα των κερδών του δανειολήπτη (Capacity), εγγυήσεις (Collateral) και οι οικονομικές /μακροοικονομικές συνθήκες (Condition).

1.2.1. Μειονεκτήματα

Τα συστήματα αυτά αντιμετωπίζουν δύο βασικά προβλήματα: (i) οι εμπειρογνώμονες μπορεί να είναι ασυνεπείς και υποκειμενικοί στις αξιολογήσεις τους (ii) τα παραδοσιακά έμπειρα συστήματα, δεν διευκρινίζουν ένα σύστημα στάθμισης που με συνέπεια θα έβαζε σε σειρά τα 5 Cs όσον αφορά τη σχετική σημασία τους στην πρόβλεψη της αθέτησης: «ποιοι είναι οι σημαντικοί κοινοί παράγοντες που θα πρέπει να αναλυθούν σε διαφορετικές κατηγορίες δανειστών;».

Το κόστος, είναι ένα άλλο μειονέκτημα των υποκειμενικών μεθόδων, καθώς η αναλυτική εξέταση όλων των παραγόντων κινδύνου και η σύνθεσή τους απαιτεί σημαντικό χρόνο.

Δεδομένου ότι οι χρηματοπιστωτικοί οργανισμοί έχουν να χειριστούν μεγάλους όγκους δεδομένων για τις χορηγήσεις τους, η διαδικασία είναι πολύ δαπανηρή, καθώς απαιτείται μεγάλος αριθμός ειδικών αναλυτών. Στην πραγματικότητα, οι περισσότεροι από τους χρηματοπιστωτικούς οργανισμούς που εφαρμόζουν τη μέθοδο αυτή δεν απασχολούν αρκετούς αναλυτές και αυτό μπορεί να οδηγήσει σε εκτιμήσεις που στερούνται αξιοπιστίας και πληρότητας.

Ένα τελευταίο μειονέκτημα εμπειρικών διαδικασιών είναι ότι δεν παρέχουν επαρκείς πληροφορίες σχετικά με τα γενικά χαρακτηριστικά και την απόδοση του χαρτοφυλακίου χορηγήσεων. Αυτό στερεί από τους αναλυτές του πιστωτικού κινδύνου τη δυνατότητα να εξεταστεί ο οριακός κίνδυνος και η οριακή απόδοση της προσθήκης μιας νέας συναλλαγής σε ένα υπάρχον χαρτοφυλάκιο πιστώσεων. Υπό αυτές τις συνθήκες, ένα από τα πιο σημαντικά επόμενα βήματα της διαχείρισης του πιστωτικού κινδύνου, η διαχείριση του χαρτοφυλακίου, δεν μπορεί να διεξαχθεί αποτελεσματικά.

1.3. Ο ορίζοντας των αξιολογήσεων

Μια πιστοληπτική αξιολόγηση μπορεί να είναι είτε στατική λαμβάνοντας υπόψη μόνο τις τρέχουσες συνθήκες ('point-in-time') ή δυναμική εξετάζοντας συνολικά τη διάρκεια ζωής του δανείου ή ολόκληρου του πιστωτικού κύκλου (through-the-cycle αξιολόγηση). Η χρησιμοποίηση μιας εκ των δύο αυτών προσεγγίσεων, εξαρτάται από το στόχο του συστήματος διαβάθμισης. Μια μακροπρόθεσμη αξιολόγηση μέσω της through-the-cycle προσέγγισης, χρησιμοποιείται όταν ο σκοπός της αξιολόγησης είναι να βοηθήσει στο δανεισμό ή σε επενδυτικές αποφάσεις. Οι πιστωτικοί αναλυτές λαμβάνουν υπόψη πιθανές ακραίες συνθήκες στην απόφαση δανειοδότησης

και στη διάρθρωση μιας συναλλαγής (ενέχυρα, το ποσό του δανείου, διάρκεια, εγγυήσεις) κατά τη διάρκεια ζωής του δανείου. Αυτή είναι η φιλοσοφία που έχει υιοθετηθεί από τους οίκους αξιολόγησης. Περιλαμβάνει την εκτίμηση της κατάστασης του οφειλέτη στο χειρότερο σημείο σε ένα πιστωτικό κύκλο και την ταξινόμηση ανάλογα με τον κίνδυνο εκείνη τη στιγμή.

Ως εκ τούτου, αναμένεται ότι οι αξιολογήσεις των οργανισμών θα παραμείνουν σταθερές στη διάρκεια του πιστωτικού κύκλου, καθώς θα ρυθμίζονται μόνο όταν ο δανειολήπτης βιώνει ένα σημαντικό σοκ που επηρεάζει τη μακροχρόνια κατάσταση του.

Αντίθετα, όταν ο στόχος είναι ο προσδιορισμός του οικονομικού κεφαλαίου, η παρακολούθηση των δανείων και ο υπολογισμός προβλέψεων, η προσέγγιση point in-time είναι πιο κατάλληλη.

Ο πιστωτικός ορίζοντας για αυτές τις αποφάσεις είναι συνήθως ένα έτος, και η απόφαση αξιολόγησης βασίζεται στις τρέχουσες και μελλοντικές προοπτικές του δανειολήπτη κατά τη διάρκεια του πιστωτικού ορίζοντα. Η αξιολόγηση point-in-time ανταποκρίνεται καλύτερα στις αλλαγές της πιστοληπτικής ικανότητας του οφειλέτη, και επομένως είναι πιο κατάλληλη για την παρακολούθηση ενός δανείου.

Την ίδια στιγμή, οι point-in-time αξιολογήσεις πρέπει να ενημερώνονται συχνά για να παραμένουν επικαιροποιημένες. Η προσέγγιση αυτή είναι επίσης σύμφωνη με τη χρήση των αξιολογήσεων ως είσοδος σε ένα πιστωτικό μοντέλο, όπως το Credit MetricsTM. Τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου, απαιτούν τον καθορισμό του πιστωτικού ορίζοντα (συνήθως ένα έτος) και κάθε αξιολόγηση αντιστοιχίζεται σε μια πιθανότητα αθέτησης.

1.4. Ακρίβεια Πρόβλεψης Πιστωτικού Κινδύνου

Ένα από τα βασικά σημεία της ανάλυσης του πιστωτικού κινδύνου αφορά την ακρίβεια πρόβλεψης των εκτιμήσεων. Στην περίπτωση των δυαδικών μοντέλων ταξινόμησης, η ακρίβεια συνήθως αξιολογείται σε όρους των δύο ποσοστών σφάλματος. Συγκεκριμένα, το σφάλμα τύπου I, αναφέρεται στην ταξινόμηση μιας ασυνεπούς επιχείρησης ως συνεπούς. Αντίστοιχα, το σφάλμα τύπου II αναφέρεται στην ταξινόμηση μιας συνεπούς επιχείρησης ως ασυνεπούς. Το ποσοστό μέτρησης σφάλματος αξιολογεί την ευαισθησία των διαβαθμίσεων σε πραγματικές αλλαγές της πιστωτικής ποιότητας. Σε κάποιες έρευνες, αντί του σφάλματος τύπου I και II, χρησιμοποιούνται οι όροι «ειδικότητα» (specificity, SPC) και «ευαισθησία» (sensitivity, SE). Συμπληρωματικά της εξέτασης των παραπάνω τύπων σφάλματος, μπορεί επίσης να εξεταστεί και το συνολικό κόστος των εσφαλμένων ταξινομήσεων, όταν υπάρχουν διαθέσιμες πληροφορίες σχετικά με το κόστος του κάθε τύπου. Συνήθως, το κόστος σφάλματος τύπου I (ταξινόμηση ενός κακού οφειλέτη ως καλού) είναι πολύ μεγαλύτερο από το κόστος σφάλματος τύπου II (ταξινόμηση ένα καλού δανειολήπτη ως κακού, στερώντας το δάνειο σε έναν καλό

δανειολήπτη) (Baesens et al., 2003a). Οι Lee και Chen (2005) αναφέρουν ότι «είναι γενικά παραδεκτό ότι τα κόστη που συνδέονται με τα δύο είδη σφάλματος, τύπου I (ασυνεπής επιχείρηση που προβλέφθηκε ως συνεπής) και τύπου II σφάλμα (συνεπής επιχείρηση που προβλέφθηκε ως ασυνεπής), είναι σημαντικά διαφορετικά» και «το κόστος εσφαλμένης ταξινόμησης που σχετίζεται με σφάλματα τύπου I είναι πολύ υψηλότερο από ό, τι το κόστος εσφαλμένης ταξινόμησης που συνδέεται με τα σφάλματα τύπου II». Η αναλογία σφάλματος Τύπου I / Τύπου II έχει βρεθεί να είναι 5:1 (West,2000), αλλά και μεγαλύτερη, 7: 1, 10: 1 (Abdou (2009) και Abdou και Pointon (2009)).

Επιπλέον, ένα μοντέλο εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου θα πρέπει επίσης να δίνει προσοχή σε ορισμένες ειδικές ομάδες πελατών που είναι δύσκολο να ταξινομηθούν και να παρέχει εκτιμήσεις για τη πιθανότητα ασυνέπειας κάθε πελάτη (Servigny και Renault, 2004).

Στη συνέχεια, θα γίνει μια πιο αναλυτική παρουσίαση των ανωτέρω σφαλμάτων, καθώς και κάποιων ευρέως χρησιμοποιούμενων μέτρων όπως είναι η μήτρα / πίνακας σύγχυσης (confusion matrix), το κριτήριο εκτιμώμενου κόστους εσφαλμένης ταξινόμησης, οι καμπύλες ισχύος και η περιοχή κάτω από αυτές (καμπύλες ROC και AUROC αντίστοιχα), το προφίλ Αθροιστικής Ακρίβειας (Cumulative Accuracy Profiles, CAPs), ο συντελεστής Gini και η απόσταση Kolmogorov-Smirnov.

1.4.1. Κριτήρια Πρόβλεψης

Μήτρα / πίνακας σύγχυσης (confusion matrix)

Ο πίνακας σύγχυσης (δείκτης ACC), είναι ένα από τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα κριτήρια στον τομέα της λογιστικής και χρηματοοικονομικής (ειδικά σε εφαρμογές πιστωτικής αξιολόγησης). Το κριτήριο ACC, δείχνει την αναλογία των σωστά ταξινομημένων επιχειρήσεων ως συνεπείς και ως ασυνεπείς, σε ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων. Η ιδέα των σωστών ποσοστών κατάταξης, προέρχεται από μια μήτρα, η οποία ονομάζεται «μήτρα σύγχυσης» (Yang et al., 2004), ενώ σε άλλες περιπτώσεις ονομάζεται «πίνακας κατάταξης» (Abdou, 2009). Ο πίνακας κατάταξης, παρουσιάζει τους συνδυασμούς τους αριθμούς του συνόλου και των σωστά προβλεφθέντων παρατηρήσεων ενός συνόλου δεδομένων. Στην εργασία των Yang et al. (2004), έγινε σύγκριση της μήτρας σύγχυσης με άλλα δύο κριτήρια: την απόσταση Mahalanobis και την απόσταση Kolmogorov-Smirnov. Σε άλλες μελέτες, η μήτρα αυτή έχει συγκριθεί με τα κριτήρια MSE και RMSE (Fletcher και Goss, 1993, Kumar et al., 1995). Συνήθως, η πλειονότητα των περιπτώσεων αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, χρησιμοποιεί το κριτήριο ACC ως μέτρο αξιολόγησης της απόδοσης (Paliwal και Kumar, 2009).

Είναι γενικά αποδεκτό, ότι το κριτήριο ACC είναι ένα σημαντικό κριτήριο που πρέπει να χρησιμοποιείται, ειδικά σε νέες εφαρμογές πιστωτικής αξιολόγησης, επειδή αναδεικνύει την

ακρίβεια των προβλέψεων. Στον αντίποδα, το κριτήριο ACC δεν εντοπίζει διαφορεικά κόστη, που προκύπτουν από διαφορετικούς τύπους σφαλμάτων. Πιο συγκεκριμένα, αγνοεί διαφορετικά κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης για τους πραγματικά συνεπείς που προβλέφθηκαν ως ασυνεπείς και τους πραγματικά ασυνεπείς που προβλέφθηκαν ως συνεπείς.

Στον πίνακα 1.1, απεικονίζονται τα δεδομένα που αποτελούν τον πίνακα σύγχυσης.

Πίνακας.1.1. Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix)

		Προβλεπόμενη Κατηγορία	
		Ασυνεπής	Συνεπής
Πραγματική Κατηγορία	Ασυνεπής	TP	FP
	Συνεπής	FN	TN

όπου TP: True Positive, TN: True Negative, FP: False Positive (Σφάλμα Τύπου I), FN: False Negative (Σφάλμα Τύπου II)

Από τον ανωτέρω πίνακα μπορούν να υπολογιστούν και τα ακόλουθα.

Ευαισθησία (sensitivity) ή Αληθινός Θετικός Δείκτης (true positive rate)

$$TPR = TP / P = TP / (TP + FN) \quad (1.3)$$

Ειδικότητα (specificity, SPC) ή Αληθινός Αρνητικός Δείκτης (true negative rate)

$$SPC = TN / N = TN / (TN + FP) \quad (1.4)$$

Ακρίβεια (accuracy, ACC)

$$ACC = (TP + TN) / (P + N) \quad (1.5)$$

Κριτήριο εκτιμώμενου κόστους εσφαλμένης ταξινόμησης

Το κριτήριο εκτιμώμενου κόστους εσφαλμένης ταξινόμησης, υπολογίζει απλά το σχετικό κόστος της αποδοχής μιας αίτησης δανείου μιας επιχείρησης που αποδεικνύεται ασυνεπής, έναντι της απόρριψης των αιτήσεων συνεπών επιχειρήσεων και βασίζεται στη μήτρα σύγχυσης. Το κριτήριο αυτό δίνει μια αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των επιδόσεων των μοντέλων βαθμολόγησης, το οποίο μπορεί να προκαλέσει σοβαρό πρόβλημα στις τράπεζες στην περίπτωση της απουσίας αυτών των εκτιμήσεων, ειδικά στην περίπτωση όπου ασυνεπείς επιχειρήσεις έχουν προβλεφθεί ως συνεπείς. Το κριτήριο εκτιμώμενου κόστους εσφαλμένης ταξινόμησης είναι ένα κρίσιμο κριτήριο αναφορικά με την αξιολόγηση της συνολικής αποτελεσματικότητας της πιστοληπτικής ικανότητας και της εύρεσης του ελαχίστου αναμενόμενου κόστους εσφαλμένης ταξινόμησης των προτεινόμενων μοντέλων βαθμολόγησης.

Οι μελέτες που έχουν χρησιμοποιήσει το κριτήριο εκτιμώμενου κόστους εσφαλμένης ταξινόμησης είναι σχετικά λίγες (West, 2000, Lee και Chen, 2005, Abdou, 2009b, Abdou και Pointon, 2009). Ο λόγος, σύμφωνα με τους Lee και Chen, (2005), είναι ότι οι αξιόπιστες ή συνεπείς εκτιμήσεις του κόστους εσφαλμένης ταξινόμησης είναι μια περίπλοκη και σχετικά δύσκολη διαδικασία και ως εκ τούτου, δεν μπορεί να είναι διαθέσιμη μια έγκυρη πρόβλεψη.

Καμπύλη ROC (ROC curve)

Η καμπύλη λειτουργικού χαρακτηριστικού δέκτη (καμπύλη ROC), που μερικές φορές ονομάζεται «διάγραμμα Lorentz», αναπαριστά το ποσοστό των ασυνεπών επιχειρήσεων που κατατάσσονται ως ασυνεπείς (κάθετο άξονα), έναντι του ποσοστού των συνεπών επιχειρήσεων που ταξινομούνται ως ασυνεπείς (οριζόντιο άξονα) σε όλες τις οριακές (cut-off) τιμές (Stein, 2005). Αποτελεί δηλαδή, μια απεικόνιση του σφάλματος Τύπου II, σε σχέση με το (1-σφάλμα Τύπου I). Στην περίπτωση της πρόβλεψης της ασυνέπειας, περιγράφει το ποσοστό των συνεπών επιχειρήσεων που δεν θα λάβουν χρηματοδότηση (σφάλμα Τύπου II), με στόχο την αποφυγή χορήγησης δανείων σε ένα συγκεκριμένο ποσοστό ασυνεπών επιχειρήσεων (1-σφάλμα Τύπου I) κατά την χρήση ενός συγκεκριμένου πιστωτικού μοντέλου (Baesens et al., 2003a, Yang et al., 2004, Crook et al., 2007, Yu et al., 2009). Η καμπύλη ROC απεικονίζει την συνολική απόδοση που επιτυγχάνεται αναφορικά με όλα τα cut-off σημεία. Η καμπύλη ROC απεικονίζει τη συμπεριφορά των ταξινομητών χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το κόστος εσφαλμένης ταξινόμησης ή διαφορετικές κατανομές κατηγοριών. Ως εκ τούτου, καταφέρνει να διαχωρίζει αποτελεσματικά την απόδοση ταξινόμησης από αυτά τα χαρακτηριστικά (Thomas et al, 2002, Baesens et al, 2003a, Yang et al, 2004). Η καμπύλη ROC διακρίνει τα κατάλληλα cut-off σημεία, των οποίων τα αποτελέσματα μπορούν να μεγιστοποιήσουν την απόσταση Kolmogorov-Smirnov (Hand και Jacka, 1998, Blochlinger και Leippold, 2006). Δεδομένου ότι υπάρχουν (συνήθως μεγάλα) κόστη που συνδέονται με την χορήγηση δανείων σε ασυνεπείς επιχειρήσεις και (συνήθως μικρότερα) κόστη που συνδέονται με τη μη χορήγηση πίστωσης σε συνεπείς επιχειρήσεις, η ανάλυση ROC παράγει μια μορφή ανάλυσης κόστους έναντι οφέλους. Οι Blochlinger και Leippold (2006), αναφέρουν τα ακόλουθα: «Η μέγιστη απόσταση μεταξύ της καμπύλης ROC και της διαγωνίου ισούται με το κριτήριο Kolmogorov-Smirnov, αλλά μόνο αν η καμπύλη ROC είναι κοίλη. Αν η καμπύλη ROC δεν είναι κοίλη, δεν υπάρχει τέτοια γενική αντιστοιχία».

Η καμπύλη ROC χρησιμοποιήθηκε αρχικά στην ψυχολογία και την ιατρική (Shang et al., 2000, Ottenbacher et al., 2004, Song et al., 2005) καθώς και τον κατασκευαστικό κλάδο (Yesilnacar και Topal, 2005), ως μια τεχνική για τη μέτρηση της απόδοσης των «τεχνικών ανάκτησης σήματος» και των «διαγνωστικών συστημάτων». Τα τελευταία χρόνια, η χρήση της καμπύλης ROC συναντάται και στον τομέα της χρηματοοικονομικής και τραπεζικής (Baesens et al, 2003a, Blochlinger και Leippold, 2006, Banasik και Crook, 2007).

Η περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC, ονομάζεται AUC (Area under curve), (Fawcett, 2006). Σε γενικές γραμμές, ένα μοντέλο με μεγαλύτερη AUC, θα έχει μια καλύτερη μέση απόδοση. Το προαναφερθέν μέτρο, αποδίδει πολύ καλά ειδικά στην περίπτωση ανισόρροπων δειγμάτων δοκιμής. Επίσης, λαμβάνει υπόψη τις βαθμολογίες πιστοληπτικής ικανότητας των επιχειρήσεων, δίνοντας πληροφορίες όχι μόνο εάν η επιχείρηση έχει ταξινομηθεί σωστά, αλλά και το εάν το σφάλμα λανθασμένης ταξινόμησης, είναι μικρό ή μεγάλο. Ουσιαστικά, το μέτρο αυτό αντιπροσωπεύει την πιθανότητα ότι μια συνεπής επιχείρηση, θα λάβει υψηλότερη πιστωτική βαθμολογία σε σχέση με μια επιχείρηση που έχει αθετήσει τις υποχρεώσεις της. Εάν η τιμή είναι ίση με 1, ο ταξινομητής επιτυγχάνει τέλεια ακρίβεια, γεγονός που υποδεικνύει ότι ο διαχωρισμός συνεπών / ασυνεπών επιχειρήσεων, είναι απόλυτος. Εάν η τιμή είναι ίση με 0,5, αυτό σημαίνει ότι ο ταξινομητής δεν διαθέτει διακριτική ικανότητα (Zhou et al.,2015).

Μπορεί να υπολογιστεί με τον ακόλουθο τρόπο:

$$AUC = \frac{1}{n_B n_G} \sum_{x_i \in B} \sum_{x_j \in G} g(x_i, x_j) \quad (1.6)$$

όπου: n_B , n_G ο αριθμός των επιχειρήσεων σε ασυνέπεια και συνέπεια, αντίστοιχα, και τα $g(x_i, x_j)$ ορίζονται ως εξής:

$$g(x_i, x_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } s(x_i) > s(x_j) \\ 0.5 & \text{if } s(x_i) = s(x_j) \\ 0 & \text{if } s(x_i) < s(x_j) \end{cases} \quad (1.7)$$

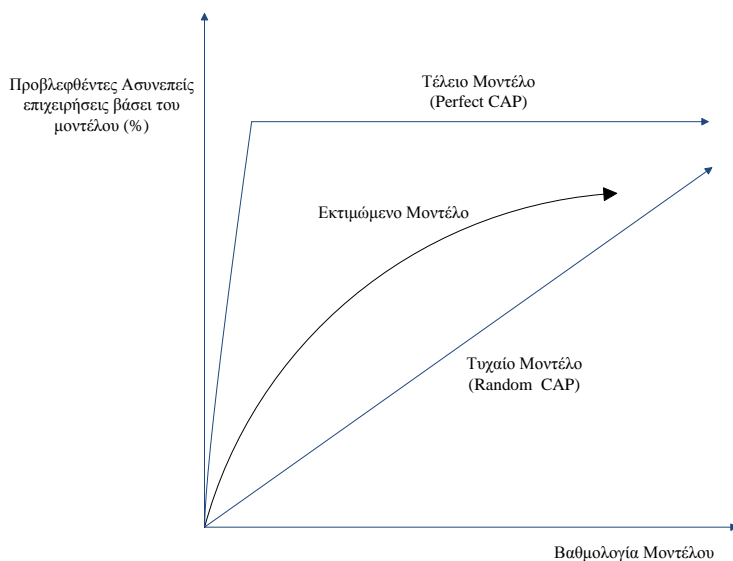
όπου $s(.)$ είναι μια συνάρτηση βαθμολόγησης που σχετίζεται μονοτονικά με την αξιολόγηση των εναλλακτικών λύσεων (Douplos και Zorounidis,2011)

Περαιτέρω λεπτομέρειες σχετικά με το κριτήριο AUC, μπορούν να βρεθούν στις ακόλουθες μελέτες (Nanni και Lumini,2009, Verikas et al.,2009, Zhou et al.,2009 και Peng et al.,2011).

Προφίλ Αθροιστικής Ακρίβειας (CAPs)

Το εν λόγω μέτρο, χρησιμοποιείται στην περίπτωση όπου η αθροιστική πιθανότητα της καμπύλης, αναφέρεται στο σύνολο του πληθυσμού και όχι μόνο στις συνεπείς παρατηρήσεις. Αυτός ο τύπος γραφήματος είναι χρήσιμος, υπό την έννοια ότι υπολογίζει ταυτόχρονα τα σφάλματα τύπου I και II. Για την δημιουργία ενός τέτοιου τύπου γραφήματος οι επιχειρήσεις πρέπει πρώτα να καταταχτούν με βάση τη βαθμολογία του μοντέλου, από τις ασυνεπείς προς τις συνεπείς. Για ένα δεδομένο ποσοστό $x\%$ του συνολικού αριθμού των επιχειρήσεων, μια καμπύλη CAP κατασκευάζεται από τον υπολογισμό του ποσοστού $y(x)$ των ασυνεπών, των

οποίων η βαθμολογία είναι ίση ή κατώτερη από εκείνη του ποσοστού επιχειρήσεων x . Το σχήμα 1.1. δείχνει ένα παράδειγμα του μέτρου CAP. Ο κάθετος άξονας απεικονίζει το ποσοστό των ασυνεπών που έχουν προβλεφτεί από το μοντέλο, σε σχέση με τη βαθμολογία του μοντέλου (οριζόντιος άξονας). Όσο πιο κοντά προς το τέλειο μοντέλο βρισκόμαστε, τόσο μεγαλύτερη η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου.



Σχήμα 1.1. Καμπύλη CAP

Ένα καλό μοντέλο συγκεντρώνει τους ασυνεπείς σε χαμηλότερες βαθμολογίες και έτσι το ποσοστό του συνόλου των αθετήσεων που έχουν εντοπιστεί (ο άξονας Y στο παραπάνω σχήμα) αυξάνει όταν κάποιος κινείται κατά μήκος του άξονα x . Αν το μοντέλο ήταν τυχαίο, αν, για παράδειγμα, οι βαθμολογίες δινόταν με τυχαίο τρόπο, θα περίμενε κανείς να υπάρχει μια αναλογία, δηλαδή, $x\%$ των αθετήσεων με περίπου $x\%$ των παρατηρήσεων, δημιουργώντας μια ευθεία γραμμή από την αρχή των αξόνων (Τυχαία CAP). Ένα τέλειο μοντέλο θα δημιουργούσε μια ιδανική CAP, η οποία είναι μια ευθεία γραμμή που περικλείει το 100% των αθετήσεων μέσα στο σύνολο του πληθυσμού. Μία από τις πιο χρήσιμες ιδιότητες των CAPs είναι ότι δίνουν πληροφορίες σχετικά με την προβλεπτική ακρίβεια του μοντέλου σε όλο το φάσμα των βαθμολογιών για ένα συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα.

Συντελεστής Gini (Gini coefficient)

Ο συντελεστής Gini, είναι ένα «εργαλείο» μέτρησης της ανισότητας μιας κατανομής και συνοψίζει την προβλεπτική ικανότητα διαφορετικών μοντέλων βαθμολόγησης, πάνω σε όλες τις οριακές (cut-off) τιμές αξιολόγησης (Thomas et al., 2002). Τις περισσότερες φορές οι δανειστές ενδιαφέρονται για οριακά σημεία γύρω από μια μικρή περιοχή, τα οποία δίνουν μια αποδεκτή βαθμολογία (Hand 2005, Bellotti και Crook, 2009). Ο συντελεστής Gini, είναι ισοδύναμος με το

στατιστικό έλεγχο που χρησιμοποιείται στο μη-παραμετρικό τεστ Mann–Whitney–Wilcoxon καθώς και με το κριτήριο της περιοχής κάτω από τη καμπύλη ROC (Hand,2001). Ένα πλεονέκτημα των άνωθεν κριτηρίων, είναι ότι μπορούν να παρακάμψουν την ανάγκη καθορισμού του κόστους διαφορετικών ειδών εσφαλμένης ταξινόμησης. Σύμφωνα με τους Altman et al., (2010), ο συντελεστής Gini είναι ένας δείκτης που μπορεί να υπολογιστεί ως εξής: $(2 \cdot \text{AUC}) - 1$, όπου το AUC είναι ένα μέτρο που απεικονίζει τη διαφορά μεταξύ των βαθμολογικών κατανομών των συνεπών και μη συνεπών επιχειρήσεων. Οι Agarwal και Tafler (2007), αναφέρουν ότι ο συντελεστής Gini, είναι ένας γραμμικός μετασχηματισμός της περιοχής κάτω από την καμπύλη ROC και μπορεί να υπολογιστεί ως $2 \cdot (\text{AUC} - 0.50)$.

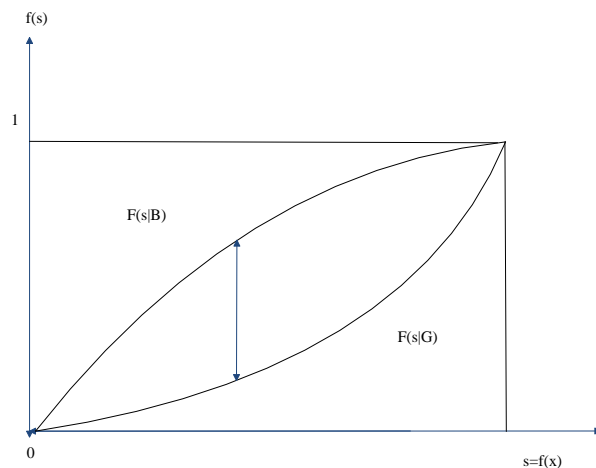
Στον αντίποδα, αρκετοί έχουν αναφέρει μειονεκτήματα του συντελεστή Gini. Οι Abdou και Pointon (2011), σημειώνουν ότι παρά το γεγονός ότι ο συντελεστής δίνει μια μέτρηση της απόδοσης ως μια ενιαία βαθμολογία, υστερεί του συντελεστή ROC, ο οποίος παρέχει χρήσιμες πληροφορίες για τη σχέση μεταξύ των λανθασμένων κατατάξεων σε διαφορετικά οριακά σημεία. Οι Hand και Till (2001), σημειώνουν ότι σε πρακτικές εφαρμογές, όπως είναι η περίπτωση χορήγησης επιχειρηματικού δανείου, θα πρέπει να γίνει καθορισμός κάποιου ορίου ώστε να μπορεί να ληφθεί η απόφαση ή μη δανειοδότησης κάθε επιχείρησης. Οι Crook et al., 2007, αναφέρουν ότι ο συντελεστής Gini, μπορεί να είναι παραπλανητικός, όταν ενδιαφερόμαστε για μια μικρή περιοχή εύρους οριακών τιμών, γύρω από τις οποίες η απάντηση για δανειοδότηση θα είναι θετική. Οι Dryver και Sukkasem (2009), σχολιάζουν ότι εάν είναι γνωστό ότι το οριακό σημείο, τείνει προς το χαμηλότερο ποσοστό των δεδομένων, ο συντελεστής Gini, μπορεί να παραποιήσει την ικανότητα του πιστωτικού μοντέλου να προσδιορίσει με σαφήνεια ποιες επιχειρήσεις δεν θα πρέπει να πάρουν δάνειο.

Απόσταση Kolmogorov-Smirnov

Το στατιστικό μέτρο Kolmogorov-Smirnov (KS), είναι ένας σημαντικός δείκτης στην αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου (Lai et al.,2006). Θεωρητικά οι τιμές που μπορεί να πάρει είναι από 0 έως 1. Τις περισσότερες φορές οι τιμές βρίσκονται στο εύρος 0.20 – 0.70. Εάν η τιμή είναι μικρότερη από 0.20, θα πρέπει να τεθεί το ερώτημα, αν ο ταξινομητής αξίζει να χρησιμοποιηθεί. Τιμές άνω του 0.70, θα πρέπει να προβληματίσουν, γιατί είναι πολύ καλές για να ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα. Στην εν λόγω περίπτωση θα πρέπει να αναζητηθεί, πιθανό υπολογιστικό λάθος ή αστοχία του ίδιου του ταξινομητή (Mays, 2004). Για περισσότερες πληροφορίες, μπορεί κάποιος να ανατρέξει στους Conover,(1999), Thomas et al.,(2002) και Mays, (2004).

Στο σχήμα 1.2, φαίνεται και παραστατικά, η έννοια της απόστασης KS. Εάν $F(s|G)$ είναι η πιθανότητα μια συνεπής επιχείρηση να έχει βαθμολογία μικρότερη από s και $F(s|B)$ η πιθανότητα μια ασυνεπής επιχείρηση να έχει βαθμολογία μικρότερη από s , τότε η απόσταση

KS, είναι η μέγιστη διαφορά μεταξύ των $F(s|G)$ και $F(s|B)$ σε κάθε βαθμολογία. Αυτό διαισθητικά σημαίνει ότι κατά μήκος όλων των βαθμολογιών, ποια είναι η μέγιστη διαφορά μεταξύ της πιθανότητας μια επιχείρηση να είναι συνεπής και να απορριφθεί και της πιθανότητας μια επιχείρηση να είναι ασυνεπής και να απορριφθεί (Crook et al., 2007).



Σχήμα 1.2. Έλεγχος KS

Πηγή: Crook et al., 2007

1.5. Πιστωτικός Κίνδυνος και Μακροοικονομικοί Παράγοντες

Η θεωρία τιμολόγησης του αρμπιτράζ (APT), όπως εισήχθη από τον Ross (1976), εισήγαγε τη χρήση των μεταβλητών που σχετίζονται με το μακροοικονομικό περιβάλλον της επιχείρησης. Η πλειοψηφία των σχετικών μελετών διερευνά τη σχέση μεταξύ των οικονομικών μεγεθών και των μακροοικονομικών μεταβλητών για τις ΗΠΑ (Flannery και Protopapadakis, 2002). Οι Ho et al. (2001) καταλήγουν στο συμπέρασμα, ότι τα κέρδη στις κορεάτικες επιχειρήσεις μειώνονται κατά τη διάρκεια μιας περιόδου κρίσης. Η μελέτη δείχνει ότι οι επιχειρήσεις μπορεί να επηρεαστούν διαφορετικά από την οικονομική κρίση που προκύπτει από την αλλαγή των μακροοικονομικών συνθηκών, που σχετίζονται με υποτιμήσεις των νομισμάτων και της μείωσης της αγοράς κεφαλαίων. Οι Collin-Dufresne et al. (2002) εξετάζουν τους καθοριστικούς παράγοντες των μεταβολών των πιστωτικών περιθωρίων χρησιμοποιώντας μια σειρά μακροοικονομικών μεταβλητών, όπως η κλίση της καμπύλης των αποδόσεων και των μακροπρόθεσμων επιτοκίων και βρίσκουν σημαντικές επιπτώσεις από αυτές τις μεταβλητές για τα πιστωτικά περιθώρια. Οι Chaudhuri και Smiles (2004) παρουσίασαν αποτελέσματα για ένα σημαντικό αριθμό μακροοικονομικών παραγόντων, όπως το πραγματικό εισόδημα, η

πραγματική ιδιωτική κατανάλωση και οι τιμές του πετρελαίου για τις αυστραλιανές επιχειρήσεις. Οι Hammoudeh και Aleisa (2004) αναφέρουν ότι οι κύριοι παράγοντες που καθορίζουν την απόδοση της επιχείρησης είναι οι μεταβλητές που σχετίζονται με τα δημόσια οικονομικά. Οι Carling et al. (2007) εξηγούν την επίδραση των μακροοικονομικών μεγεθών, όπως το εισόδημα, οι νομισματικές συνθήκες, ο πληθωρισμός και η καμπύλη απόδοσης, αναφορικά με την αθέτηση υποχρεώσεων των επιχειρήσεων χρησιμοποιώντας ένα εταιρικό δείγμα χαρτοφυλακίου. Από την άλλη μεριά, οι Lando και Nielsen (2008) καταλήγουν σε αντίθετα συμπεράσματα σχετικά με τον ρόλο του μακροοικονομικού περιβάλλοντος στην αθέτηση των υποχρεώσεων των επιχειρήσεων.

1.6. Τεχνικές Μοντελοποίησης

Στην παράγραφο αυτή, παραθέτουμε εν συντομία τις κυριότερες τεχνικές μοντελοποίησης του πιστωτικού κινδύνου. Περισσότερες λεπτομέρειες και σχετικές μελέτες, δίνονται σε επόμενα κεφάλαια.

1. Οικονομετρικές τεχνικές.

- α. διακριτική ανάλυση,
- β. πολλαπλή παλινδρόμηση,
- γ. λογιστικό και πιθανοτικό μοντέλο

2. Νευρωνικά δίκτυα. Βασίζονται σε υπολογιστικά συστήματα που προσπαθούν να μιμηθούν τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου με τη μίμηση ενός δικτύου διασυνδεδεμένων νευρώνων. Χρησιμοποιούν τα ίδια δεδομένα που χρησιμοποιούνται στις οικονομετρικές τεχνικές, αλλά φτάνουν στο μοντέλο απόφασης, χρησιμοποιώντας εναλλακτικές εφαρμογές της μεθόδου δοκιμής και λάθους.

3. Μοντέλα βελτιστοποίησης. Οι μαθηματικές τεχνικές προγραμματισμού ανακαλύπτουν τα βέλτιστα βάρη για δανειολήπτες και τα χαρακτηριστικά των δανείων που ελαχιστοποιούν το σφάλμα του δανειολήπτη και μεγιστοποιούν τα κέρδη.

4. Βασισμένα σε κανόνες ή έμπειρα συστήματα. Αυτά μιμούνται με δομημένο τρόπο τη διαδικασία που χρησιμοποιείται από έναν έμπειρο αναλυτή για να φτάσει στην πιστοδοτική απόφαση. Ένα τέτοιο σύστημα προσπαθεί να αναπαραστήσει τη διαδικασία που χρησιμοποιείται από έναν επιτυχημένο αναλυτή έτσι ώστε αυτή η εμπειρία να είναι διαθέσιμη στο υπόλοιπο του οργανισμού. Τα συστήματα κανόνων χαρακτηρίζονται από ένα σύνολο κανόνων απόφασης, μιας βάσης γνώσεων που αποτελούνται από στοιχεία όπως οι κλαδικοί

χρηματοοικονομικοί δείκτες, και μια δομημένη διαδικασία διερεύνησης που θα χρησιμοποιηθεί από τον αναλυτή στη συγκέντρωση στοιχείων για ένα συγκεκριμένο δανειολήπτη.

5. Υβριδικά συστήματα που χρησιμοποιούν απευθείας υπολογισμούς, εκτιμήσεις και προσομοιώσεις. Αυτά οφείλονται εν μέρει σε μια άμεση αιτιώδη συνάφεια, οι παράμετροι της οποίας προσδιορίζονται μέσω τεχνικών εκτίμησης. Ένα παράδειγμα αυτού είναι το μοντέλο KMV, το οποίο χρησιμοποιεί μια σύνθεση θεωρητικής επιλογής για να εξηγήσει την αθέτηση των υποχρεώσεων και στη συνέχεια αντλεί τη μορφή της σχέσης μέσω της εκτίμησης.

6. Πολυκριτήρια Μεθοδολογία

Αναφορικά με την λήψη αποφάσεων, είναι πλέον ευρέως παραδεκτό ότι οι οικονομικές αποφάσεις απαιτούν την εξέταση πολλαπλών παραγόντων, μεταβλητών και κριτηρίων, σε ένα πλαίσιο που θα πρέπει να είναι ευέλικτο και προσαρμόσιμο στις απαιτήσεις κάθε ξεχωριστής περίπτωσης. Η χρήση πολλαπλών κριτηρίων για λήψη αποφάσεων (MCDA) είναι κατάλληλη για το ανωτέρω πλαίσιο. Η MCDA παρέχει ένα ευρύ φάσμα μεθοδολογικών εργαλείων για την υποβοήθηση αποφάσεων με πολλαπλά αντικρουόμενα κριτήρια διαφορετικής φύσης, λαμβάνοντας υπόψη τις προτιμήσεις των ατόμων που λαμβάνουν τις αποφάσεις (DMs, δηλαδή, επενδυτών, διαχειριστών, οικονομικών αναλυτών, φορέων χάραξης πολιτικής, κλπ). Σε σύγκριση με θεωρητικά ή εμπειρικά χρηματοοικονομικά μοντέλα, τα οποία είναι κανονιστικού και περιγραφικού χαρακτήρα (Spronk et al 2005), τα μοντέλα MCDA παρέχουν περαιτέρω μια πιο συγκεκριμένη και εποικοδομητική προσέγγιση (Bell et al 1988, Bouyssou et al 2006). Αυτό είναι ένα σημαντικό χαρακτηριστικό για τη διευκόλυνση της διαδικασίας λήψης απόφασης ενός προβλήματος που αντιμετωπίζει ένα συγκεκριμένο άτομο ή μια ομάδα. Σε σύγκριση με τα παραδοσιακά παραδείγματα επιχειρησιακής έρευνας, τα οποία βασίζονται σε ένα ενιαίο αντικειμενικό πλαίσιο βελτιστοποίησης, τα μοντέλα MCDA έχουν κατασκευαστεί λαμβάνοντας υπόψη όλες τις πτυχές ενός συγκεκριμένου χρηματοοικονομικού προβλήματος (δηλαδή, τα κριτήρια απόφασης). Μια ολοκληρωμένη εισαγωγή στις βασικές έννοιες, τις αρχές και τις τεχνικές στον τομέα αυτό βρίσκεται στο βιβλίο των Belton και Stewart (2002), ενώ οι πρόσφατες εξελίξεις και τάσεις της έρευνας που παρουσιάζονται στα βιβλία των Ehrgott et al. (2010), και Zorounidis και Pardalos (2010).

Στη συνέχεια, παρατίθενται ορισμένα χαρακτηριστικά που θα πρέπει να έχουν τα πιστωτικά μοντέλα, σύμφωνα με τους αναλυτές Krahnen και Weber, (2001) και τα οποία κάνουν πιο ελκυστικές τις τεχνικές MCDA. Πιο συγκεκριμένα:

- Οι βαθμίδες κινδύνου είναι κλιμακωτές. Αυτό συχνά αγνοείται από πολλές δημοφιλείς τεχνικές στατιστικής και υπολογιστικής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή μοντέλων, οι οποίες υποθέτουν ότι οι βαθμίδες είναι ονομαστικές.
- Τα μοντέλα συνήθως απαιτείται να είναι μονότονα σε σχέση με τις εισροές. Από οικονομική και επιχειρηματική σκοπιά, η υπόθεση μονοτονίας συνεπάγεται ότι όσο οι εισροές για μια συγκεκριμένη επιχείρηση βελτιώνονται, τόσο η εκτιμώμενη πιθανότητα

ασυνέπειας θα πρέπει να μειώνεται. Περίπλοκα μη γραμμικά μοντέλα συχνά αποτυγχάνουν να ανταποκριθούν στην απαίτηση αυτή ή η μονοτονία τους δεν είναι εύκολο να ελεγχθεί, με αποτέλεσμα να υπάρχουν αντιφατικά αποτελέσματα από οικονομικής άποψης.

- Τα μοντέλα πρέπει να είναι κατανοητά. Η προβλεπτική ακρίβεια των μοντέλων πιστωτικής αξιολόγησης δεν είναι ο μόνος καθοριστικός παράγοντας για την επιτυχία τους σε πρακτικό επίπεδο. Εκτός του ότι ένα μοντέλο θα πρέπει να είναι ακριβές, οι λειτουργίες του θα πρέπει να είναι εύκολο να γίνουν κατανοητές από τους αναλυτές, τους τελικούς χρήστες, και τις ρυθμιστικές αρχές. Ένα κατανοητό μοντέλο επιτρέπει στους χρήστες να κατανοήσουν την λογική που λειτουργεί και να προσφέρει αιτιολόγηση στα αποτελέσματα που προκύπτουν (Martens και Baesens 2010, Martens et al., 2011).

Τα πολυκριτήρια μοντέλα λήψης αποφάσεων προσαρμόζονται ικανοποιητικά σε αυτές τις απαιτήσεις: (α) είναι εξ ορισμού κλιμακωτά (ordinal) (β) παρέχουν αποτελέσματα αξιολόγησης που είναι μονότονα σε σχέση με τα κριτήρια αξιολόγησης, (γ) είναι κατανοητά, επιτρέποντας τον πιστωτικό αναλυτή να τα βαθμονομήσει με βάση το πεδίο των γνώσεών του, και επιτρέπουν την αιτιολόγηση των εξαχθέντων αποτελεσμάτων. Μεταξύ άλλων, οι μέθοδοι MCDA έχουν χρησιμοποιηθεί στον τομέα της αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας με διάφορους τρόπους (Zorounidis και Doumpou,2013):

1. ως εργαλεία για την δημιουργία αξιόπιστων συστημάτων πιστωτικής αξιολόγησης, προσαρμοσμένα στις ανάγκες συγκεκριμένων χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων (Bana e Costa et al., 2002, García et al., 2013)
2. σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές μάθησης και μοντελοποίησης, συμπεριλαμβανομένων των προσδιοριστικών συνόλων, ασαφών μοντέλων, συλλογιστικών βασισμένων σε περιπτώσεις (case-based reasoning) καθώς και νευρωνικών δικτύων (Capotorti και Barbanera 2012, Hu 2009, Vukovic et al., 2012, Yu et al., 2009)
3. ως προσεγγίσεις βελτιστοποίησης για την προσαρμογή του μοντέλου με πολλαπλά μέτρα επίδοσης (He et al., 2010, Li et al., 2011).
4. ως εναλλακτικές λύσεις σε δημοφιλείς προσεγγίσεις στατιστικής και μηχανικής μάθησης, παρέχοντας πιο ακριβή αποτελέσματα αξιολόγησης (Doumpou και Zorounidis, 2011, Hu και Chen, 2011).

Περαιτέρω μελέτες, αναφορικά με την χρήση πολυκριτηρίων μεθόδων μπορούν να βρεθούν στις ακόλουθες μελέτες (Doumpou et al.,2002, Papageorgiou et al.,2008, Doumpou et al.,2009, Hu,2009, Tansel IC και Yurdakul,2010, Kou et al.,2011, Zorounidis και Doumpou,2013).

7. Μοντέλα Επιβίωσης (Survival Models).

Η ανάλυση επιβίωσης είναι μια αναπτυσσόμενη ερευνητική περιοχή στον τομέα της πιστωτικής βαθμολόγησης (Stepanova και Thomas, 2001 και 2002, Andreeva, 2006). Τα

υποδείγματα της κατηγορίας αυτής, επιτρέπουν την μοντελοποίηση όχι μόνο της αθέτησης μιας επιχείρησης, αλλά και την χρονική στιγμή που θα συμβεί αυτό. Στην περίπτωση του πιστωτικού κινδύνου, ο πληθυσμός αποτελείται από επιχειρήσεις οι οποίες αιτούνται δάνειο. Όταν μια επιχείρηση αθετήσει τις υποχρεώσεις της για την αποπληρωμή του δανείου, τότε αυτό θεωρείται ασυνέπεια. Ο χρόνος επιβίωσης υπολογίζεται από την ημερομηνία που έχει ληφθεί το δάνειο (Bellotti και Crook, 2009).

Τα πλεονεκτήματα αυτής της μεθόδου είναι τα ακόλουθα (i) τα μοντέλα επιβίωσης αντιστοιχίζουν με φυσικό τρόπο τη διαδικασία αθέτησης των υποχρεώσεων ενός δανείου και με τον τρόπο αυτό ενσωματώνουν περιπτώσεις ακόμα και όταν μια επιχείρηση δεν έχει αθετήσει τις υποχρεώσεις της εντός της εξεταζόμενης περιόδου, (ii) δίνει μια πιο σαφή προσέγγιση για την εκτίμηση της πιθανής κερδοφορίας μιας επιχείρησης που αιτείται δάνειο και (iii) οι εκτιμήσεις επιβίωσης μπορούν να παράξουν μια πρόβλεψη ως συνάρτηση του χρόνου από μία και μόνο εξίσωση (Banasik et al., 1999).

Στον αντίποδα, υπάρχουν και μειονεκτήματα, τα οποία έχουν να κάνουν κυρίως με τον ορισμό του χρόνου επιβίωσης, ο οποίος τις περισσότερες φορές είναι αυθαίρετος. Επίσης, μπορεί να παρατηρηθούν προβλήματα υπερπροσαρμογής, δηλαδή το μοντέλο να έχει υψηλή προβλεπτική ικανότητα σε συγκεκριμένα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή του και να μην μπορεί να γίνει γενίκευση και σε υπόλοιπα δεδομένα. Τέλος, η αποτελεσματικότητα των μοντέλων μπορεί να επηρεαστεί και από την χρονική περίοδο που πραγματοποιούνται οι αθετήσεις των υποχρεώσεων των επιχειρήσεων. Έχει παρατηρηθεί ότι τα αποτελέσματα είναι καλύτερα όταν η χρονική διάρκεια της αθέτησης των επιχειρήσεων είναι κοινή.

Η ανάλυση επιβίωσης χρησιμοποιείται για τη μελέτη του χρόνου έως την αποτυχία ενός δείγματος επιχειρήσεων. Αυτό ονομάζεται χρόνος επιβίωσης. Η ανάλυση επιβίωσης είναι σε θέση να διευκολύνει την ένταξη επιχειρήσεων που δεν έχουν αθετήσει τις υποχρεώσεις τους. Αυτές αντιμετωπίζονται ως ατελή δεδομένα (censored data) και ο χρόνος παρατήρησης μπορεί να δοθεί υποδεικνύοντας την τελευταία φορά που παρατηρήθηκαν. Υπάρχουν πολλά διαθέσιμα μοντέλα επιβίωσης, με το πιο δημοφιλές να είναι αυτό του Cox (Cox, 1972). Για μια πιο λεπτομερή ανάλυση και περιγραφή πιο εξελιγμένων μοντέλων ανάλυσης επιβίωσης μπορεί κάποιος να ανατρέξει στους Kleinbaum και Klein (2005) και Martinussen και Scheike (2006).

Οι Zhang και Thomas (2012), συγκρίνουν τα μοντέλα ανάλυσης επιβίωσης με τη λογιστική παλινδρόμηση με στόχο τον υπολογισμό της ζημιάς σε περίπτωση αθέτησης (Loss Given Default). Οι Fontana και Montes (2014), προσπαθούν με χρήση μοντέλων επιβίωσης να μοντελοποιήσουν τη σχέση πιστωτικού κινδύνου και ιδίων κεφαλαίων για την δημιουργία πλαισίου που να επιτρέπει την συσχέτιση παραγόντων όπως τιμή μετοχής, στοχαστική μεταβλητότητα, ένταση αθέτησης υποχρεώσεων και επιτόκιο. Στις μελέτες των Tong et al., (2012) και Wolter και Rösch, (2014), μπορεί κάποιος να βρει πληθώρα ερευνών που έχουν κάνει χρήση των μοντέλων ανάλυσης επιβίωσης τόσο στην απλή μορφή τους όσο και σε

συνδυασμό με άλλες μεθοδολογίες. Επιπλέον, αρκετοί χρησιμοποιούν τα μοντέλα επιβίωσης για λόγους παρατήρησης (monitoring) (Biswas και Kalbfleisch, 2008, Sego et al., 2009, Gandy et al., 2010, Gandy, 2012).

8. Μοντέλα Κινδύνου (Hazard Models)

Κατά τα τελευταία χρόνια, τα μοντέλα κινδύνου (hazard models), τα οποία χρησιμοποιούν λογιστικά στοιχεία και στοιχεία της αγοράς, έχουν γίνει πολύ δημοφιλή στην πρόβλεψη της πτώχευσης και του πιστωτικού κινδύνου.

Η πλειοψηφία των μοντέλων αυτών συνδυάζουν στοιχεία λογιστικής και αγοράς, σε απλά διακριτά στο χρόνο μοντέλα, ακολουθώντας τη μελέτη του Shumway (2001), ο οποίος βρήκε ότι ο συνδυασμός λογιστικών μεταβλητών μαζί με μεταβλητές της αγοράς, (όπως παρελθούσα απόδοση μετοχών και ιδιосуγκρασιακός κίνδυνος), αυξάνει σημαντικά την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου κινδύνου. Οι Chava και Jarrow (2004), χρησιμοποιούν ένα μίγμα δεικτών τόσο λογιστικών όσο και προερχόμενων από την αγορά, που αφορούν την κερδοφορία, ρευστότητα, καθώς και τη μεταβλητότητα της αγοράς ή των τιμών της αγοράς. Οι Campbell et al. (2008), ενσωματώνουν ακόμα περισσότερο, στοιχεία λογιστικής και αγοράς, με τη χρήση δεικτών που περιέχουν λογιστικές μεταβλητές (π.χ. κέρδος) στον αριθμητή και την αγοραία αξία των συνολικών περιουσιακών στοιχείων στον παρονομαστή. Παρεμφερή είναι και η μελέτη των Charalambakis et al. (2009), με εφαρμογή στην βρετανική αγορά.

Τα διακριτά μοντέλα κινδύνου (discrete hazard models), χρησιμοποιούν μεταβλητές μεταβαλλόμενες στον χρόνο για την εκτίμηση του κινδύνου αθέτησης μιας επιχείρησης σε κάθε χρονική στιγμή. Η πιθανότητα ότι μια επιχείρηση θα καταστεί ασυνεπής στο χρόνο $t + 1$ εξαρτάται από την επιβίωση μέχρι το έτος t . Η εξαρτημένη μεταβλητή είναι δυικής μορφής, δηλαδή επιβίωση ή ασυνέπεια σε $t + 1$. Σύμφωνα με τους Chava και Jarrow (2004) καθώς και τους Campbell et al. (2008), η διακριτή πιθανότητα αθέτησης στο χρόνο t ορίζεται ως :

$$P_{i,t}(Y_{i,t+1} = 1) = \frac{1}{1 + e^{-a_t - \beta X_{i,t}}} \quad (1.8)$$

Όπου $P_{i,t}$ είναι η πιθανότητα ότι στην περίοδο t η επιχείρηση i θα καταστεί ασυνεπής την επόμενη περίοδο, $Y_{i,t+1}$ λαμβάνει την τιμή 1, εάν η επιχείρηση καταστεί ασυνεπής την περίοδο $t+1$ (αλλιώς την τιμή 0), και $x_{i,t}$ είναι το διάνυσμα των μεταβαλλόμενων στο χρόνο συνμεταβλητών γνωστών κατά την περίοδο t και με τους συντελεστές να δίνονται από το β .

Ωστόσο, δεδομένης της κρίσιμης σημασίας αναφορικά με τον έγκαιρο για τον εντοπισμό πιθανών ασυνεπειών, η πραγματική αξία των διαφορετικών προσεγγίσεων θα πρέπει να μετράται με το πόσο καλά εφαρμόζονται στην πράξη και όχι το πώς εμφανίζονται στην θεωρία (Bauer και Agarwal, 2014).

Περαιτέρω πληροφορίες αναφορικά με πρόσφατες εξελίξεις σε μοντέλα κινδύνου, μπορούν να βρεθούν στις ακόλουθες μελέτες (Bruche και Gonzalez-Aguado, 2010, Hilscher και Nosbusch, 2010, Giesecke και Kim, 2011, Löffler και Maurer, 2011, Watkins et al., 2014, Dirick et al., 2015).

1.7. Οίκοι Αξιολόγησης

1.7.1. Εισαγωγή

Οι οίκοι αξιολόγησης ειδικεύονται στην αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου των χρεογράφων και της πιστοληπτικής ικανότητας των εκδοτών αυτών.

Οι οίκοι αξιολόγησης δεν κάνουν συστάσεις για αγορά, πώληση, διακράτηση κάποιου συγκεκριμένου τίτλου ή για την καταλληλότητα ενός συγκεκριμένου επενδυτή. Οι αξιολογήσεις τους δεν εκφράζουν τίποτα περισσότερο από μια τεκμηριωμένη άποψη σχετικά με την πιστοληπτική ικανότητα. Τονίζουν ότι οι απόψεις τους είναι ανεξάρτητες, αντικειμενικές και παράγονται μέσω μιας διαφανούς και υψηλής ποιότητας αναλυτικής διαδικασίας. Σύμφωνα με τα λόγια της S & P, «Η αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας είναι η γνώμη της S & P για τη γενική πιστοληπτική ικανότητα ενός οφειλέτη, ή η πιστοληπτική ικανότητα ενός οφειλέτη σε σχέση με ένα συγκεκριμένο χρεόγραφο ή άλλη οικονομική υποχρέωση, με βάση τους σχετικούς παράγοντες κινδύνου». ⁹ Η αξιολόγηση σύμφωνα με την Moody's είναι «μια γνώμη για τη μελλοντική ικανότητα και νομική υποχρέωση του εκδότη να κάνει έγκαιρες πληρωμές κεφαλαίου και τόκων σε συγκεκριμένο σταθερό εισοδηματικό ενέχυρο». ¹⁰ Ωστόσο, αυτές οι αξιολογήσεις έχουν πολύ ευρεία αποδοχή από τους επενδυτές που έχουν εμπιστοσύνη στην ακρίβεια τους και τους ικανοποιεί η ευκολία απόκτησης της πληροφορίας αυτής καθώς και το χαμηλό κόστος. Για τις εταιρείες, οι αξιολογήσεις της πιστοληπτικής τους ικανότητας είναι κρίσιμης σημασίας, επειδή επηρεάζουν την πρόσβασή τους στις αγορές και το κόστος δανεισμού τους (Levich et al., 2002).

Οι αξιολογήσεις της πιστοληπτικής ικανότητας (credit ratings), είναι σημαντικά συστατικά της διαδικασίας διαχείρισης του πιστωτικού κινδύνου, και χρησιμοποιούνται ευρέως για την εκτίμηση των πιθανοτήτων αθέτησης, την υποστήριξη αποφάσεων χορήγησης πιστώσεων, τη τιμολόγηση δανείων, καθώς και τη διαχείριση των δανειακών χαρτοφυλακίων. Οι αξιολογήσεις της πιστοληπτικής ικανότητας λαμβάνονται είτε μέσω μοντέλων που αναπτύσσονται εσωτερικά από τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα (Treacy και Carey, 2000) ή παρέχονται εξωτερικά από τους οργανισμούς αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας (οίκοι

⁹ S&P Corporate Ratings Criteria, 1998, p. 3.

¹⁰ Moody's Credit Ratings and Research, 1998, p. 4.

αξιολόγησης). Οι τελευταίοι, παρά τις επικρίσεις αναφορικά με το σκοπό και την ακρίβεια των αξιολογήσεων (Frost, 2007, Pagano και Volpin 2010, Tichy et al., 2011), χρησιμοποιούνται ευρέως από τους επενδυτές, τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, καθώς και τις ρυθμιστικές αρχές, και έχουν μελετηθεί εκτενώς στον ακαδημαϊκό χώρο (βλ. Jeon και Lono, 2013 για μια πρόσφατη ανασκόπηση).

Οι αξιολογήσεις της πιστοληπτικής ικανότητας έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς ως υποκατάστατο μέτρο της επικινδυνότητας των εταιρειών. Είναι σημαντικοί καθοριστικοί παράγοντες των ασφαλιστρών κινδύνου, και της εμπορευσιμότητας των ομολόγων (Huang et al., 2004).

Οι αξιολογήσεις της πιστοληπτικής ικανότητας των εταιρειών είναι συνήθως δαπανηρές, δεδομένου ότι απαιτούν από οίκους όπως π.χ. οι Standard and Poor 's και η Moody's να επενδύσουν μεγάλο μέρος του χρόνου και των ανθρώπινων πόρων τους, για μια εις βάθος ανάλυση της κατάστασης κινδύνου της εν λόγω εταιρείας. Η ανάλυση αυτή βασίζεται σε διάφορες πτυχές που κυμαίνονται από θέματα στρατηγικής ανταγωνιστικότητας έως λεπτομέρειες επιχειρησιακού επιπέδου. Ως εκ τούτου, λίγες εταιρείες μπορούν να αντέξουν οικονομικά μια αξιολόγηση της πιστοληπτικής τους ικανότητας σε ετήσια βάση από τους οίκους αυτούς, γεγονός που καθιστά την πρόβλεψη της πιστωτικής αξιολόγησης αρκετά πολύτιμη για την επενδυτική κοινότητα (Huang et al., 2004).

Οι αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας των επιχειρήσεων, καθορίζονται από τις εκτιμήσεις των οίκων αξιολόγησης. Αυτοί λαμβάνουν υπόψη την κατανομή των πιθανοτήτων των μελλοντικών ταμειακών ροών των επιχειρήσεων. Η πιστοληπτική ικανότητα μιας εταιρείας καθορίζεται από την εκτίμηση του κινδύνου ότι οι μελλοντικές ταμειακές ροές θα είναι αρκετές για να καλύψουν το κόστος εξυπηρέτησης των υποχρεώσεων (Skaife et al., 2006).

Μια χαμηλή βαθμολογία, συνήθως υποδηλώνει υψηλότερο κίνδυνο, το οποίο προκαλεί μια άμεση επίδραση στην απόδοση του επιτοκίου δανειοδότησης. Εκτός από αυτό, πολλές ρυθμιστικές απαιτήσεις για επενδύσεις ή χρηματοοικονομικές αποφάσεις σε διάφορες χώρες, προσδιορίζονται με βάση τέτοιες αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας. Πολλοί οργανισμοί επιτρέπουν επενδύσεις μόνο σε εταιρείες που ανήκουν στις τέσσερις πρώτες κατηγορίες πιστωτικής διαβάθμισης (επίπεδο αξιολόγησης "επένδυση") (De Haan και Amttenbrink, 2011). Υπάρχουν επίσης σημαντικές εμπειρικές αποδείξεις σε μελέτες της χρηματοοικονομικής και λογιστικής, που αναφέρουν τη σημασία του περιεχομένου των πληροφοριών που περιέχονται στις αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας. «Αυτές οι μελέτες έδειξαν ότι τόσο οι αγορές μετοχών όσο και ομολόγων αντιδρούν με τρόπο που υποδεικνύει ότι οι αξιολογήσεις της πιστοληπτικής ικανότητας μεταφέρουν σημαντικές πληροφορίες σχετικά με την αξία της επιχείρησης και τις προοπτικές της στο να είναι σε θέση να αποπληρώσει τις υποχρεώσεις της, όπως είχε προγραμματιστεί» (Maher και Sen, 1997, Becker και Milbourn, 2011).

Η χρήση των αξιολογήσεων των οίκων πιστοληπτικής ικανότητας έχει επεκταθεί τα τελευταία χρόνια, κυρίως λόγω της παγκοσμιοποίησης των χρηματοπιστωτικών αγορών, της

αυξανόμενης πολυπλοκότητας των χρηματοπιστωτικών προϊόντων, και, γενικά, μιας αύξησης της χρήσης των αξιολογήσεων στη χρηματοπιστωτική ρύθμιση και τη σύναψη συμβάσεων (Frost, 2007, Bannier και Hirsch, 2010).

Ανασκόπηση μελετών αναφορικά με τους οίκους αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας μπορούν να βρεθούν στους ακόλουθους (Sinclair, 2005, White, 2006, 2007, Langohr και Langohr, 2010, Richardson και White, 2009, και White, 2009).

1.7.2. Η διαδικασία αξιολόγησης

Κατά την αξιολόγηση, οι οίκοι αξιολόγησης χρησιμοποιούν πολλά από τα εργαλεία που συνήθως εφαρμόζονται από τους αναλυτές, αλλά η προσέγγισή τους εστιάζεται σε μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα από τα βραχυπρόθεσμα κέρδη και την πρόβλεψη της απόδοσης τους (Treacy και Carey, 2000).

Η διαδικασία αξιολόγησης περιλαμβάνει ποσοτικές, ποιοτικές και νομικές αναλύσεις. Η ποσοτική ανάλυση είναι κυρίως οικονομική ανάλυση και βασίζεται στις οικονομικές εκθέσεις της επιχείρησης. Η ποιοτική ανάλυση ασχολείται με την ποιότητα της διαχείρισης και περιλαμβάνει μια διεξοδική επανεξέταση της ανταγωνιστικότητας της επιχείρησης στον κλάδο της, καθώς και την αναμενόμενη ανάπτυξη του κλάδου και την ευαισθησία της στις τεχνολογικές αλλαγές, τις ρυθμιστικές αλλαγές και τις εργασιακές σχέσεις (Gonzalez et al., 2004).

Η αξιολόγηση του μάνατζμεντ, αν και υποκειμενική, ερευνά πόσο πιθανό είναι ότι θα επιτευχθεί η επιχειρησιακή επιτυχία καθώς και την ανοχή στον κίνδυνο.

Η απόφαση αξιολόγησης συνήθως εκδίδεται τέσσερις έως έξι εβδομάδες μετά το διάστημα όπου ο οργανισμός καλείται να αξιολογήσει ένα ζήτημα χρέους.

Συνήθως, οι αξιολογήσεις ανασκοπούνται μία φορά το χρόνο, με βάση τις νέες οικονομικές εκθέσεις, νέες πληροφορίες και επιχειρηματικές συναντήσεις επανεξέτασης με τη διοίκηση. Μια αλλαγή της αξιολόγησης θα πρέπει να εγκριθεί από την επιτροπή αξιολόγησης.

Οι κατηγορίες καθορίζονται σε σχέση με τον κίνδυνο αθέτησης και την πιθανότητα πληρωμής του εκδότη (Altman, 1998).

1.7.3. Ο ρόλος των οίκων αξιολόγησης και η σχέση τους με τις ρυθμιστικές αρχές

Οι αξιολογήσεις της πιστοληπτικής ικανότητας βοηθούν στη μείωση της αστάθειας των χρηματοπιστωτικών αγορών. Ο εποπτικός ρόλος των οίκων αξιολόγησης, είναι πιο εμφανής μέσω των διαδικασιών «credit watch». Η διαδικασία «credit watch», δεν αφορά μόνο την αρχική πληροφόρηση, αλλά και την ανάληψη δράσης, όταν οι προοπτικές εξέλιξης της επιχείρησης απειλούν να επηρεάσουν την πιστοληπτική της αξιολόγηση. Σε αυτή την περίπτωση, μια διαδικασία ελέγχου τίθεται σε εφαρμογή. Η διαδικασία αυτή επιτρέπει μια «σιωπηρή» σύμβαση μεταξύ της επιχείρησης και του οίκου αξιολόγησης, όπου η πρώτη δεσμεύεται να αναλάβει συγκεκριμένες δράσεις ώστε να μετριάσει την ενδεχόμενη επιδείνωση της πιστωτικής της θέσης. Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, η αξιολόγηση εξακολουθεί να είναι υπό επίβλεψη. Εάν η εταιρεία καταφέρει να ανταποκριθεί στις προαναφερόμενες δράσεις, η αξιολόγηση παραμένει η ίδια. Σε αντίθετη περίπτωση, ακολουθεί η υποβάθμιση (Boot et al., 2006).

Οι επενδυτές, ως γνωστόν, επιθυμούν τη σταθερότητα των αξιολογήσεων, έτσι ώστε να μην υπάρχει ανάγκη για συχνή (και δαπανηρή) προσαρμογή των χαρτοφυλακίων τους (Altman και Rijken, 2004, 2006, Löffler, 2004, 2005, Beaver, Shakespeare και Soliman, 2006, Cheng και Neamtu, 2009).

Πολλές μελέτες, έχουν δείξει ότι υπάρχει συσχέτιση, μεταξύ των αξιολογήσεων και των περιθωρίων απόδοσης (spreads). Αυτό είναι λογικό, αφού οι αξιολογήσεις και ο πιστωτικός κίνδυνος σχετίζονται. Επίσης, έχει βρεθεί ότι ενώ υπάρχει αρνητική σχέση μεταξύ της τιμής μιας μετοχής και πιθανής υποβάθμισης, δεν παρατηρείται κάποια μεταβολή σε πιθανή αναβάθμιση (Goh και Ederington, 1993, Dichev και Piotroski, 2001).

Οι οίκοι αξιολόγησης μπορούν να κάνουν «προσαρμογές» των αποτελεσμάτων των πιστωτικών τους μοντέλων: Όπως αναφέρουν οι Griffin και Tang (2010), οι οίκοι χρησιμοποιούν διάφορα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου, στα οποία κάνουν συχνές προσαρμογές πριν τον προσδιορισμό της τελικής αξιολόγησης.

Οι τρεις μεγαλύτεροι οίκοι αξιολόγησης, χρησιμοποιούν ένα συνδυασμό ποσοτικών μοντέλων και ποιοτικής ανάλυσης. Η διαδικασία αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας περιλαμβάνει την ανάλυση τόσο του επιχειρηματικού κινδύνου (χαρακτηριστικά του κλάδου και της ανταγωνιστικής θέσης της εταιρείας καθώς και της ποιότητας του μάνατζμεντ), και του χρηματοοικονομικού κινδύνου (χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά, χρηματοοικονομική πολιτική, διάρθρωση κεφαλαίου, προστασία των ταμειακών ροών και οικονομική ευελιξία).

Οι οίκοι αξιολόγησης, διαδραματίζουν δύο βασικούς ρόλους στις κεφαλαιαγορές. Πρώτον, διαχέουν πληροφορίες στους συμμετέχοντες στην αγορά. Σε αυτό το ρόλο, συγκεντρώνουν και αναλύουν πληροφορίες σχετικές με την αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας και καθιστούν τα αποτελέσματα των αναλύσεών τους ευρέως γνωστά στους

επενδυτές, διαχειριστές χαρτοφυλακίων και άλλων ενδιαφερομένων. Δυο χαρακτηριστικά που διευκολύνουν τη χρησιμότητα των αξιολογήσεων πιστοληπτικής ικανότητας όσον αφορά την αποτίμηση είναι: (1) η ακρίβεια της αξιολόγησης και (2) η χρησιμότητα των πληροφοριών. Η χρησιμότητα των πληροφοριών, συνδέεται θετικά με την ακρίβεια των αξιολογήσεων και ο βαθμός στον οποίο οι οίκοι παρέχουν πρόσθετες πληροφορίες.

Ο δεύτερος ρόλος των μεγάλων οίκων αξιολόγησης, είναι στην διευκόλυνση σύναψης συμβάσεων, επειδή οι αξιολογήσεις θεωρούνται αποτελεσματικό εργαλείο εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου (Frost,2007).

Έχουν ανακύψει διάφορες σκέψεις αναφορικά με τις πρακτικές γνωστοποίησης των αξιολογήσεων. Αυτές έχουν να κάνουν με τα ακόλουθα: (1) οι οίκοι δεν αποκαλύπτουν επαρκώς τις πληροφορίες σχετικά με τις διαδικασίες αξιολόγησης (2) οι οίκοι επιλεκτικά αποκαλύπτουν υλικό πληροφοριών στους πελάτες τους και (3) ακούσια αποκαλύπτουν εμπιστευτικές πληροφορίες σχετικά με τις επιχειρήσεις που αξιολογούν.

Οι αξιολογήσεις που εκδίδονται από τους οίκους αξιολόγησης εξυπηρετούν ένα διττό ρόλο: α) παρέχουν πληροφορίες στους επενδυτές και β) χρησιμοποιούνται για τη ρύθμιση των θεσμικών επενδυτών (Opp et al.,2013).

Η διαφάνεια κατά την διαδικασία των αξιολογήσεων, είναι ένα άλλο σημαντικό θέμα το οποίο έχει απασχολήσει πλειάδα μελετών. Εάν οι επενδυτές δεν μπορούν να κατανοήσουν ποια είναι η διαδικασία που ένας οίκος ακολουθεί κατά την αξιολόγηση μιας εταιρείας, δεν μπορούν να αναπτύξουν τεκμηριωμένες απόψεις σχετικά με την ποιότητα των εν λόγω αξιολογήσεων. Πράγματι, η διαφάνεια των αξιολογήσεων είναι τόσο κρίσιμη και προκύπτει εύλογα το ερώτημα γιατί η αγορά δεν έχει ζητήσει αυτού του είδους την διαφάνεια. Εάν υπάρχει ανάγκη για ρυθμιστική παρέμβαση σε αυτόν τον τομέα, αυτό υποδηλώνει ότι η λειτουργία του μηχανισμού που διέπει σήμερα τις αξιολογήσεις των μεγάλων οίκων είναι προβληματική (Hunt,2009).

Η σχέση μεταξύ των ρυθμιστικών αρχών και των οίκων αξιολόγησης είναι στενή και συχνά διφορούμενη. Οι ρυθμιστικές αρχές έλκονται από την υψηλή ποιότητα, την ανεξαρτησία, και την πολύ ευρεία αποδοχή των απόψεων των οργανισμών αξιολόγησης για την πιστοληπτική ποιότητα. Από την άλλη πλευρά, ανησυχούν για την μεγάλη εξάρτηση από τους οίκους αξιολόγησης στις δραστηριότητες των οποίων δεν έχουν κανέναν έλεγχο.

Σε γενικές γραμμές, υπάρχουν αναμφισβήτητα οφέλη από αυτή τη στενή σχέση που έχει αναπτυχθεί μεταξύ των ρυθμιστικών αρχών και των οίκων αξιολόγησης για τις χρηματοπιστωτικές αγορές, η οποία είναι πραγματικά μια επέκταση των ωφελημάτων που οι αξιολογήσεις φέρνουν στις αγορές, δηλαδή τη βελτίωση της αποδοτικότητας μέσω της παροχής αξιόπιστων πληροφοριών, βολικών και με χαμηλό κόστος (Crouhy et al., 2001, CEBS,2005, Bank of England,2007).

1.7.4. Μειονεκτήματα Οίκων Αξιολόγησης

Οι Brealey και Myers (2003) υποστηρίζουν ότι οι επιχειρήσεις και οι κυβερνήσεις υπερβάλλουν ως προς την επιρροή των οίκων αξιολόγησης. Γενικότερα, φαίνεται να υπάρχει ουσιαστική διαφωνία σχετικά με το αν οι αξιολογήσεις διαδραματίζουν ουσιαστικό οικονομικό ρόλο και επακόλουθα εάν οι αξιολογήσεις (και οι αλλαγές των αξιολογήσεων) έχουν πραγματικά ενημερωτικό περιεχόμενο.

Οι οίκοι αξιολόγησης έχουν επικριθεί λόγω του ρόλου τους στην πρόσφατη χρηματοπιστωτική κρίση. Σύμφωνα την άποψη αυτή, οι οίκοι υποτίμησαν τον πιστωτικό κίνδυνο που συνδεόταν με δομημένα πιστωτικά προϊόντα (βλέπε, για παράδειγμα, Pagano και Volpin, 2010). Επίσης, έχουν επικριθεί για την σημαντική χρονική υστέρηση, δηλαδή, οι αξιολογήσεις δεν υποβαθμίστηκαν αμέσως μόλις τα προβλήματα στην αγορά sub-prime έγιναν σαφή. Ακόμα, σε πολλές άλλες περιπτώσεις, υπήρξε αργή προσαρμογή των αξιολογήσεων (White, 2010).

Οι Bolton et al., (2012), αναφέρουν ότι οι οίκοι αξιολόγησης είναι πιο επιρρεπείς στη διόγκωση των αξιολογήσεων όσο αυξάνεται ο αριθμός των «αφελών» επενδυτών (δηλαδή, όσων ακολουθούν τυφλά τις αξιολογήσεις, όπως αναφέρουν και οι Boot et al., (2006).

Μία δραστηριότητα που έχει επίσης επικριθεί είναι αυτή της αξιολόγησης τραπεζών. Αυτό έχει να κάνει με το γεγονός, ότι από την μία μεριά γίνεται η αξιολόγηση και από την άλλη πωλούν σε αυτές δεδομένα και μοντέλα για τον σχεδιασμό ή τη βελτίωση των υφιστάμενων εσωτερικών συστημάτων κινδύνων. Μια κριτική αναφέρει ότι οι οίκοι αξιολόγησης είναι «εξαιρετικά απίθανο να υποβαθμίσουν τις δυνατότητες αντιμετώπισης κινδύνου από πλευράς μιας τράπεζας, εφόσον η τράπεζα έχει αγοράσει κάποιο από τα δικά τους συστήματα κινδύνου» (Radley και Marrison, 2003, Frost, 2007). Ως διάγνυση στην κριτική αυτή, οι οίκοι αξιολόγησης επισημαίνουν ότι ο τομέας που παρέχει εργαλεία διαχείρισης κινδύνων είναι εντελώς διαφορετικός από αυτόν που πραγματοποιεί τις αξιολογήσεις (Veverka, 2003).

Κεφάλαιο 2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Η υλοποίηση οποιασδήποτε μελέτης, προϋποθέτει τη λεπτομερή διερεύνηση των προηγούμενων ερευνών και την πραγματοποίηση μιας όσο το δυνατόν πληρέστερης βιβλιογραφικής ανασκόπησης. Σκοπός του κεφαλαίου αυτού, είναι η εστίαση στις κυριότερες μεθοδολογίες, οι οποίες έχουν χρησιμοποιηθεί στην ανάλυση του πιστωτικού κινδύνου.

Στο εν λόγω κεφάλαιο, θα παραθέσουμε μελέτες που έχουν γίνει κατά το παρελθόν για την ανάλυση του πιστωτικού κινδύνου. Στις επόμενες ενότητες, παρουσιάζονται οι ακόλουθες μεθοδολογίες: Διακριτική Ανάλυση, Λογιστική Παλινδρόμηση, Προσεγγιστικά Σύνολα, Νευρωνικά Δίκτυα, Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, Εξελικτικοί Αλγόριθμοι Πολυκριτήριες Μεθοδολογίες και λοιπές τεχνικές. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των κυριότερων τεχνικών που χρησιμοποιούνται για την επιλογή του εξεταζόμενου δείγματος.

2.1. Διακριτική Ανάλυση (Discriminant Analysis)

Η διακριτική ανάλυση είναι μια απλή παραμετρική στατιστική τεχνική, που αναπτύχθηκε για να κάνει δυνατή τη διάκριση μεταξύ δύο ομάδων. Η τεχνική αυτή εφαρμόζεται σε αιτήσεις πιστωτικής αξιολόγησης. Ως εκ τούτου, το υπόδειγμα αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας βασισμένο στη διακριτική ανάλυση, χρησιμοποιείται με στόχο την ταξινόμηση των παρατηρήσεων (επιχειρήσεις, αιτήσεις δανειοδότησης, κόκ.) σε δύο ή περισσότερες κατηγορίες (Desai et al., 1996, Hand και Henley, 1997, Caouette et al., 1998, Hand et al., 1998, Sarlija et al., 2004, Abdou και Pointon 2009).

Η διακριτική ανάλυση προτάθηκε για πρώτη φορά από τον Fisher (1936) ως μια τεχνική διάκρισης και ταξινόμησης. Μια γνωστή εφαρμογή στην εταιρική πρόβλεψη της πτώχευσης είναι αυτή του Altman (1968), ο οποίος ανέπτυξε το πρώτο λειτουργικό μοντέλο βαθμολόγησης, βασιζόμενο σε πέντε οικονομικούς δείκτες, που προήλθαν από οκτώ μεταβλητές στοιχείων των χρηματοοικονομικών καταστάσεων. Δημιούργησε το λεγόμενο «Z-Score», το οποίο είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των χρηματοοικονομικών δεικτών (Βλέπε Altman 2000 και 2005 για περαιτέρω λεπτομέρειες).

Η τελική διακριτική συνάρτηση στο μοντέλο Z-score είναι η ακόλουθη:

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 2.3X_3 + 0.6X_4 + 0.999X_5 \quad (2.1.)$$

Όπου

X₁: Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού (WC / TA)

X₂: Παρακρατηθέντα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού (RE / TA)

X₃: Κέρδη προ Τόκων και Φόρων / Σύνολο Ενεργητικού (EBIT / TA)

X₄: Αγοραία αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική Αξία του Συνόλου των Υποχρεώσεων (MVE / TL)

X₅: Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού (S / TA)

Ο Altman διαπίστωσε ότι ένα κατώτερο όριο 1.81(αποτυχία), και ένα ανώτερο όριο 2.99 (μη αποτυχία) είναι το βέλτιστο. Κάθε σκορ στην κλίμακα από 1.81 – 2.99 θεωρήθηκε ότι βρίσκεται μέσα στην περιοχή της αβεβαιότητας, όπου διαπιστώθηκαν σφάλματα στο αρχικό δείγμα. Το 1977, οι Altman et al., παρουσίασαν ένα μοντέλο δεύτερης γενιάς με αρκετές βελτιώσεις στην αρχική προσέγγιση του Z-Score (ZETA R), όπου οι μεταβλητές αυτές αξιολογούν τον πιστωτικό κίνδυνο πιο αποτελεσματικά από τις πέντε μεταβλητές του μοντέλου Z-score (Altman και Saunders, 1998). Περαιτέρω πληροφορίες, αναφορικά με το μοντέλο μπορούν να βρεθούν στους Hubal και Meisser, (2000).

Το σημαντικότερο πλεονέκτημα της διακριτικής ανάλυσης είναι ότι δεν περιλαμβάνει πολύπλοκα μαθηματικά. Επιπλέον, είναι μια τεχνική που βασίζεται στην κανονική κατανομή, και τέτοιες τεχνικές είναι πιο ισχυρές με την προϋπόθεση ότι ισχύουν οι υποθέσεις που έχουν γίνει.

Στον αντίποδα υπάρχουν και διάφορα μειονεκτήματα. Πρώτον, το κλασικό υπόδειγμα πρόβλεψης της αφερεγγυότητας θεωρεί ότι η εξαρτημένη μεταβλητή είναι διχοτομική, μη επικαλυπτόμενη και αναγνωρίσιμη και επομένως, δεν αντικατοπτρίζει την πραγματική φύση της οικονομικής δυσχέρειας και τις διάφορες διαδικασίες αφερεγγυότητας που μπορεί ή δεν μπορεί να επακολουθήσουν. Δεύτερον, δύο στατιστικές απαιτήσεις της διακριτικής ανάλυσης είναι η υπόθεση της κανονικότητας και ότι οι ομάδες των κατηγοριών στις οποίες χωρίζονται οι παρατηρήσεις έχουν ταυτόσημες μήτρες διακύμανσης- συνδιακύμανσης. Αυτές οι στατιστικές απαιτήσεις σπάνια ικανοποιούνται από τα δεδομένα και εγείρονται ανησυχίες ως προς την αλλοίωση των αποτελεσμάτων. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές, οι οποίες αφορούν δείκτες οικονομικών μεταβλητών, παρουσιάζουν συνήθως μη-κανονική κατανομή. Αυτή η υπόθεση είναι ακόμη πιο προβληματική όταν χρησιμοποιούνται ανεξάρτητες μεταβλητές, ειδικά για τις ασυνεπείς εταιρείες (Back et al., 1996a). Επίσης, επειδή βασίζονται κατά κύριο λόγο στην λογιστική αξία (η οποία μετράται σε διακριτά χρονικά διαστήματα), αυτά τα μοντέλα μπορεί να αποτύχουν να ανταποκριθούν άμεσα στις αλλαγές των συνθηκών του δανειολήπτη -δηλαδή, εκείνες που θα πρέπει να αντικατοπτρίζονται στα δεδομένα της αγοράς κεφαλαίου. Συνέπεια των ανωτέρω είναι ότι η διακριτική ανάλυση εφαρμόζεται συχνά με ένα ακατάλληλο τρόπο, με τα προκύπτοντα μοντέλα να είναι ακατάλληλα για γενίκευση (Balcaen και Ooghe, 2006).

Ανεξάρτητα από αυτά τα προβλήματα, η διακριτική ανάλυση εξακολουθεί να είναι μία από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες τεχνικές που χρησιμοποιούνται στη βαθμολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας (Greene, 1998, Abdou et al., 2008).

2.2. Λογιστική Παλινδρόμηση (logistic regression)

Η λογιστική παλινδρόμηση είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη στατιστική τεχνική μοντελοποίησης, στην οποία η πιθανότητα ενός διχοτομικού αποτελέσματος σχετίζεται με ένα σύνολο ανεξάρτητων μεταβλητών (Hosmer και Lemeshow 1989). Τα κυριότερα οφέλη του μοντέλου αυτού σε σχέση με την διακριτική ανάλυση εντοπίζονται στις λιγότερο περιοριστικές υποθέσεις μοντελοποίησης. Υποθέσεις όπως γραμμικότητα και ανεξαρτησία μεταξύ των μεταβλητών δεν χρειάζεται να ισχύουν, το οποίο δημιουργεί μεγαλύτερη ευελιξία στην μελέτη πραγματικών δεδομένων (Becchetti και Sierra, 2003, Altman και Sabato, 2007, Chen, 2011). Η λογιστική παλινδρόμηση και παραλλαγές αυτής μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου μη ισορροπημένων δειγμάτων (Lenard et al., 1995, Desai et al. 1996, Baesens et al., 2003a, Crook et al., 2007, Abdou et al., 2008, Wang et al., 2015).

Επιπλέον, μπορεί να εκτιμήσει την πιθανότητα πιστοληπτικής ικανότητας κάθε επιχείρησης και ως εκ τούτου να δώσει μια καλύτερη εικόνα ως προς την κατανόηση της κατανομής του κινδύνου. Ο στόχος ενός μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης είναι να καθορίσει την πιθανότητα ότι μια συγκεκριμένη επιχείρηση ανήκει σε μια κατηγορία, δεδομένων των τιμών των ανεξάρτητων μεταβλητών της εν λόγω επιχείρησης (Laitinen, 1999, Westgaard και Van der Wijst, 2001). Η λογιστική παλινδρόμηση, είναι από τις πιο δημοφιλείς μεθόδους στην αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου και χρησιμοποιείται επίσης ως σημείο αναφοράς σε πολλές μελέτες (Lee et al., 2005, Crook et al., 2007, Han et al., 2013). Σύμφωνα με τους Crone και Finlay (2012), οι λόγοι που συμβαίνει αυτό, σχετίζονται με την ακρίβεια, την αποδοτικότητα και τον τρόπο ερμηνείας των αποτελεσμάτων.

Η λογιστική παλινδρόμηση βασίζεται σε μια αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας, η τιμή της οποίας δίνει την πιθανότητα μια από τις επιχειρήσεις να ανήκει σε μια από τις εξεταζόμενες κατηγορίες. Το υπόδειγμα της λογιστικής παλινδρόμησης είναι κατάλληλο για την πραγματοποίηση προβλέψεων δεδομένου ότι οι εκτιμήσεις της πιθανότητας βρίσκονται εντός του διαστήματος [0-1].

Σε μια πρώτη προσέγγιση, εκτιμώνται οι παράμετροι του λογιστικού υποδείγματος, ενώ στη συνέχεια υπολογίζεται η πιθανότητα κάθε εναλλακτική δραστηριότητα να ταξινομηθεί στην κατηγορία που η αντίστοιχη πιθανότητα είναι μεγαλύτερη.

Η πιθανότητα της ασυνέπειας για μια επιχείρηση i είναι το υπόδειγμα που βασίζεται σε ένα σύνολο ανεξάρτητων μεταβλητών μέσω της λογιστικής συνάρτησης

$$P(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_n x_{in})}} \quad (2.2)$$

όπου $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$, το διάνυσμα δεδομένων εισόδου για την εταιρεία i πάνω σε ένα σύνολο n ανεξάρτητων μεταβλητών, α είναι ένας σταθερός όρος και β_1, \dots, β_n είναι οι συντελεστές παλινδρόμησης των ανεξάρτητων μεταβλητών. Με βάση τις μεταγενέστερες εκτιμήσεις πιθανότητας, κάθε εταιρεία ταξινομείται ως συνεπής ή ασυνεπής, χρησιμοποιώντας ένα βέλτιστο σημείο διαχωρισμού (cut-off σημείο), το οποίο καθορίζεται έτσι ώστε να ελαχιστοποιούνται τα σφάλματα του τύπου I και τύπου II. Ωστόσο, λόγω της υποκειμενικότητας των σφαλμάτων ταξινόμησης (Steele, 1995), στην πράξη, οι περισσότεροι ερευνητές ελαχιστοποιούν το συνολικό ποσοστό σφάλματος και, ως εκ τούτου, υποθέτουν ίδιο σφάλμα ταξινόμησης (Zavgren, 1985, Koh, 1992, Hsieh, 1993).

Όταν η κατάσταση ασυνέπειας κωδικοποιείται ως ένα (μηδέν), ένα υψηλό (χαμηλό) σκορ δείχνει μια υψηλή πιθανότητα ασυνέπειας και, ως εκ τούτου, μια μη υγιή επιχείρηση. Σε ένα πλαίσιο ταξινόμησης, η ουσία του μοντέλου είναι ότι κατατάσσει τις επιχειρήσεις στην ομάδα των ασυνεπών ή των συνεπών με βάση τη βαθμολογία τους και συγκεκριμένα όρια διαχωρισμού για το μοντέλο. Στην περίπτωση όπου ένα υψηλό σκορ δείχνει μια υψηλή πιθανότητα ασυνέπειας, μια επιχείρηση κατατάσσεται στην ομάδα των ασυνεπών εάν η βαθμολογία της υπερβαίνει το σημείο διαχωρισμού και στην ομάδα των συνεπών εάν το σκορ της είναι μικρότερο ή ίσο με το σημείο διαχωρισμού.

Στον αντίποδα, πρέπει να τονιστεί ότι τα μοντέλα της λογιστικής παλινδρόμησης είναι εξαιρετικά ευαίσθητα όσο αφορά την πολυσυγγραμμικότητα (Ooghe et al., 1994, Ooghe et al., 1995, Doumpos και Zoroudinis, 1999), καθώς και την ύπαρξη ακραίων τιμών (Joos et al., 1998). Το πρόβλημα της πολυσυγγραμμικότητας είναι συχνά πολύ σοβαρό (Tucker, 1996) επειδή τα περισσότερα μοντέλα βασίζονται σε χρηματοοικονομικούς δείκτες, οι οποίοι συσχετίζονται σε μεγάλο βαθμό επειδή έχουν συχνά τον ίδιο αριθμητή ή παρονομαστή. Υπάρχουν επίσης ενδείξεις ότι παραμένουν ευαίσθητα στις ακραίες μη κανονικότητες (McLeay και Omar, 2000).

Πίνακας 2.1. Μελέτες με χρήση λογιστικής παλινδρόμησης

Μελέτη	Κυριότερες Μεταβλητές	Δείγμα	Έτη
Laitinen και Laitinen (2001)	Ταμειακή Ροή / Σύνολο Ενεργητικού Ίδια Κεφάλαια / Σύνολο Ενεργητικού Διαθέσιμα / Σύνολο Ενεργητικού	16,775 Αμερικάνικες Επιχειρήσεις	1985 -1993
Becchetti και Sierra, (2003)	Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Ίδια Κεφάλαια Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού Λειτουργικά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού Κεφάλαιο Κίνησης / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις Κέρδη μετά φόρων / Ίδια Κεφάλαια	13,014 Ιταλικές Επιχειρήσεις	1989 - 1997
Altman και Sabato, (2007)	Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Ίδια Κεφάλαια Διαθέσιμα / Σύνολο Ενεργητικού Κέρδη προ Φόρων Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού Αδιανέμητα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού Κέρδη προ Φόρων Τόκων / Χρηματοοικονομικά Έξοδα	2,010 Αμερικάνικες Επιχειρήσεις	1994 - 2002
Arslan και Karan, (2009)	Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού Χρηματοοικονομικά Έξοδα / Σύνολο Ενεργητικού Πάγιο Ενεργητικό / Σύνολο Ενεργητικού Αποθέματα / Σύνολο Ενεργητικού	1,166 Τούρκικες Επιχειρήσεις	2007
Gama και Geraldes (2012)	Κέρδη προ Φόρων / Πωλήσεις Ταμειακή Ροή / Σύνολο Ενεργητικού Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού Λειτουργικό Αποτέλεσμα / Χρηματοοικονομικά Έξοδα Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού	2,496 Πορτογαλικές Επιχειρήσεις	1998 - 2006
Nikolic, et al., (2013)	Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Κυκλοφορούν Ενεργητικό Υποχρεώσεις - Διαθέσιμα / Σύνολο Ενεργητικού Διαθέσιμα / Ίδια Κεφάλαια Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Πωλήσεις Κέρδη προ Φόρων / Υποχρεώσεις Μικτό Κέρδος / Υποχρεώσεις - Διαθέσιμα Ίδια Κεφάλαια / Χρηματοοικονομικά Έξοδα Ρυθμός Αύξησης Πωλήσεων	7, 590 Σέρβικες Επιχειρήσεις	2006 - 2010.
Gupta, et al., (2014)	Κέρδη προ Φόρων Τόκων Αποσβέσεων / Σύνολο Ενεργητικού Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Ίδια Κεφάλαια Αδιανέμητα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού Διαθέσιμα / Σύνολο Ενεργητικού Κέρδη προ Φόρων Τόκων Αποσβέσεων / Χρηματοοικονομικά Έξοδα	704,555 Αγγλικές Επιχειρήσεις	2000 - 2009

2.3. Προσεγγιστικά Σύνολα (Rough Sets)

Η θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων έχει αναπτυχθεί από τον Pawlak (1982) ως ένα ιδιαίτερα χρήσιμο μεθοδολογικό εργαλείο για την αντιμετώπιση της ασάφειας και των ασυνεπειών που συχνά εντοπίζονται στη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Η χρησιμότητα των προσεγγιστικών συνόλων στην πιστοληπτική βαθμολόγηση αποδίδεται στην ικανότητά τους να αντιμετωπίζουν ατελή (incomplete), ανακριβή (imprecise) και ασυνεπή (incosistent) δεδομένα (Pawlak, 1991, Pawlak και Skowron, 2000).

Η ανάλυση των ορίων της διακριτότητας (discernibility) ενός υποσυνόλου X αντικειμένων αναφοράς U , που καθορίζονται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών A , αποτελεί τη βάση της θεωρίας των προσεγγιστικών συνόλων. Οι διακριτές ομάδες αντικειμένων ονομάζονται στοιχειώδη σύνολα (elementary sets). Κάθε στοιχειώδες σύνολο περιλαμβάνει αντικείμενα με τα ίδια χαρακτηριστικά. Τα ακόλουθα υποσύνολα σχετίζονται με κάθε σύνολο X : η κάτω προσέγγιση του X , η οποία περιλαμβάνει την ένωση εκείνων των στοιχειωδών συνόλων που περιλαμβάνονται εξολοκλήρου στο X και η άνω προσέγγιση του X , η οποία εμπεριέχει την ένωση εκείνων των στοιχειωδών συνόλων, που πιθανόν να ανήκουν στο X . Η περιοχή αδιαφορίας (boundary region) αποτελεί το σύνολο στο οποίο ανήκουν εκείνα τα αντικείμενα της άνω προσέγγισης, που δεν είναι στοιχεία της κάτω προσέγγισης. Το σύνολο X ονομάζεται προσεγγιστικό εφόσον η άνω προσέγγιση του X δεν είναι ίση με την κάτω προσέγγιση, ή εφόσον η περιοχή αδιαφορίας δεν είναι το κενό σύνολο. Οι κανόνες που προκύπτουν από την κάτω προσέγγιση ενός συνόλου είναι βέβαιοι κανόνες (certain rules), ενώ οι κανόνες που προκύπτουν από την άνω προσέγγιση του συνόλου είναι πιθανοί κανόνες (possible rules). Ελάχιστο σύνολο (reduct) είναι εκείνο το ελάχιστο σύνολο χαρακτηριστικών που μπορεί να ταξινομήσει τα αντικείμενα με την ίδια ακρίβεια με το αρχικό σύνολο χαρακτηριστικών. Στους Pawlak και Skowron, (2007), μπορεί να βρει κάποιος μια πληρέστερη περιγραφή των προσεγγιστικών συνόλων και των αλλαγών που έχουν επέλθει τα τελευταία χρόνια.

Τα προσεγγιστικά σύνολα, έχουν δείξει την ικανότητά τους στην κατασκευή ενός προβλεπτικού μοντέλου ή στο συνδυασμό με άλλες τεχνικές για τον εντοπισμό των σημαντικότερων μεταβλητών που σχετίζονται με τον πιστωτικό κίνδυνο. Η διαδικασία αυτή, ξεκινά συνήθως με μια προεργασία της ανάλυσης των χαρακτηριστικών ζωτικής σημασίας για τον εντοπισμό παρόμοιων περιπτώσεων και την πρόβλεψη της τιμής των μεταβλητών-στόχων (Słowiński και Zopounidis, 1995, Tay και Shen, 2002, Słowiński et al., 2007 και Lin et al.,

2009). Οι Slowinski et al. (2007) επισημαίνουν την ανωτερότητα των προσεγγιστικών συνόλων, έναντι της διακριτικής ανάλυσης. Οι Greco et al., (1998) δείχνουν πώς μια γενίκευση μέσα από την αρχή της κυριαρχίας της θεωρίας των προσεγγιστικών συνόλων είναι ένας αποτελεσματικός τρόπος αντιμετώπισης οικονομικών προβλημάτων ταξινόμησης.

Οι Dimitras et al., (1996) και ο McKee (2000) εφάρμοσαν τη θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων (RS), για να δημιουργήσουν μοντέλο πρόβλεψης της πτώχευσης για την Ελλάδα και τις ΗΠΑ αντίστοιχα. Βρήκαν ότι η μέθοδος αυτή είχε πολλά πλεονεκτήματα, π.χ. εύκολα κατανοητούς κανόνες απόφασης σε φυσική γλώσσα, στήριξη των περιπτώσεων αναφορικά με τους κανόνες απόφασης, συνδυασμό ποιοτικών και ποσοτικών μεταβλητών, κλπ. Ωστόσο, διαφορετικά δείγματα και γνώση των φορέων λήψης αποφάσεων οδηγεί σε διαφορετικό σύνολο κανόνων λήψης. Ο Bose (2006) εφαρμόζει επίσης τη μέθοδο RS εξετάζοντας την οικονομική κατάσταση των επιχειρήσεων υψηλής τεχνολογίας - με ακρίβεια επικύρωσης 72.08%.

Εφαρμογές των προσεγγιστικών συνόλων σε θέματα πιστωτικής βαθμολόγησης μπορούν να βρεθούν στις ακόλουθες εργασίες (Xie et al.,2008, Zhou et al.,2008, Wang et al.,2010, 2012, Ping και Yongheng, 2011, Capotorti και Barbanera 2012). Στις μελέτες των Hu et al.,2007,2008a και 2008b, υπάρχουν λεπτομερείς περιγραφές, σχετικά με τους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται στα προσεγγιστικά σύνολα για την επιλογή των κατάλληλων χαρακτηριστικών (μεταβλητών).

Στον αντίποδα, έχουν αναφερθεί μειονεκτήματα της μεθόδου των προσεγγιστικών συνόλων. Στη συνέχεια αναφέρονται τα κυριότερα από αυτά.

Η μέθοδος RS έχει το μειονέκτημα ότι δημιουργεί πολλούς κανόνες που σχετίζονται με κάθε κατηγορία (συνεπής/ασυνεπής στην περίπτωση αυτή), οι περισσότεροι από τους οποίους είναι περιττοί (στην μελέτη του Bose (2006), μόνο το 10% των κανόνων βρέθηκαν σημαντικοί).

Επίσης, όταν ο αριθμός των χαρακτηριστικών μεγαλώνει, η ιδιότητα της αδιακριτότητας (indiscernibility), χάνει την αξιοπιστία της. Στην πραγματικότητα, σε αυτές τις περιπτώσεις θα υπάρχουν πολλές ισοδύναμες κλάσεις $[x]$, όλες με χαμηλή πληθικότητα (cardinality). Για την αποφυγή του προβλήματος αυτού, οι Slowinski και Vanderpooten (2000) γενίκευσαν την σχέση αδιακριτότητας μέσω παρόμοιων όρων.

Ωστόσο, η κλασική θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων οδηγεί σε πολλά προβλήματα όταν θα πρέπει να ληφθούν υπόψη όροι προτίμησης (preference-orders) των χαρακτηριστικών περιοχών (κριτήρια). Στην πραγματικότητα, δεν μπορεί να διαχειριστεί αστάθειες που έχουν ως αποτέλεσμα την παραβίαση της αρχής της κυριαρχίας.

Ένα τέτοιο πρόβλημα συνήθως συναντάται σε προβλήματα πολυκριτήριας λήψης αποφάσεων (MCDA), όπως η κατηγοριοποίηση, η επιλογή ή η κατάταξη. Για την παράκαμψη αυτού του μειονεκτήματος είναι αναγκαία η αντικατάσταση της σχέσης αδιακριτότητας με μια

σχέση υπεροχής, η οποία επιτρέπει την προσέγγιση των διατεταγμένων συνόλων σε μια πολυκριτήρια κατηγοριοποίηση. Για το λόγο αυτό οι Greco et al. (1999 a, b) εισήγαγαν τη λεγόμενη κυρίαρχη προσέγγιση (dominance-based rough set approach, DRSA). Το 2001, οι Greco et al. γενίκευσαν την προσέγγιση DRSA, μέσω της προσέγγισης της συνοχής των μεταβλητών (variable consistency dominance-based rough set approach, VC-DRSA), με την εισαγωγή ενός επιπέδου ανοχής για τις ασυνέπειες στις προσεγγίσεις.

2.4. Νευρωνικά Δίκτυα

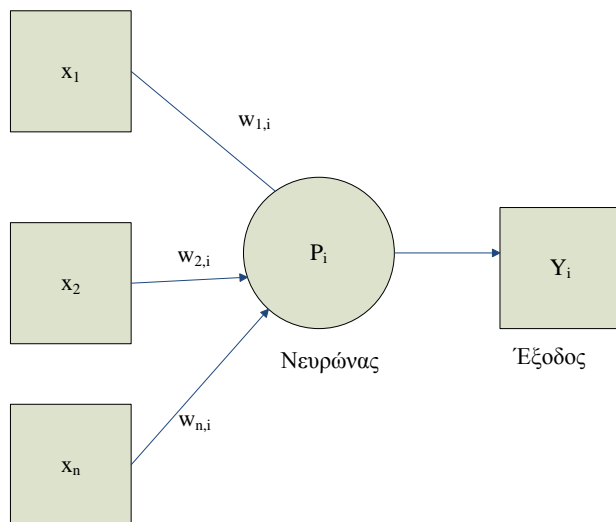
Εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρικά συστήματα και τη δομή του εγκεφάλου, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANNs), (Kohonen,1984, Rumelhart et al.,1986, Haykin,1988) καλύπτουν ένα ευρύ πεδίο εφαρμογών. Από μια γενική άποψη, τα ANNs θα μπορούσαν να θεωρηθούν ως συστήματα επεξεργασίας των πληροφοριών που χρησιμοποιούν τη μάθηση και τις δυνατότητες γενίκευσης και είναι πολύ προσαρμοστικά. Πιο συγκεκριμένα, ως αποτέλεσμα της προσαρμογής τους, τα ANNs παρουσιάζουν λύσεις για την υποκειμενική επεξεργασία των πληροφοριών (Touzet, 1997), τη λήψη αποφάσεων (Chen και Du, 2009) και την πρόβλεψη (Chen, 2011). Ειδικότερα, τα τελευταία χρόνια, λόγω των πολλών χρήσιμων χαρακτηριστικών, έχουν γίνει ένα δημοφιλές εργαλείο για τη λήψη χρηματοοικονομικών αποφάσεων (Lam,2004).

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι μια συλλογή απλών υπολογιστικών στοιχείων που είναι διασυνδεδεμένα. Η συμπεριφορά του δικτύου προέρχεται από τη συλλογική συμπεριφορά των συνδεδεμένων μονάδων. Οι σύνδεσμοι μεταξύ των μονάδων (νευρώνες) μπορούν να τροποποιηθούν μέσω των διαδικασιών μάθησης που παράγονται από την αλληλεπίδραση του δικτύου με τον έξω κόσμο (Coats και Fant, 1993).

Κάθε μονάδα i δέχεται μία είσοδο (x_i). Η είσοδος μπορεί να είναι ένας χρηματοοικονομικός δείκτης, μια τάση της αγοράς, ή οποιαδήποτε άλλη μεταβλητή εισόδου. Η είσοδος μπορεί επίσης να είναι το σήμα εξόδου από ένα άλλο νευρώνα στο οποίο η μονάδα αυτή συνδέεται, με ένα βάρος ίσο με $w_{j,i}$ (όπου $j=1 \dots n$) υποδεικνύοντας ότι υπάρχουν διαφορετικές εισοδοί που έρχονται στη μονάδα. Εκτός από τις εισόδους, η μονάδα λαμβάνει, μια σταθερή τιμή εισόδου (α_i), που ονομάζεται τιμή κατωφλίου και σκοπός της είναι ο περιορισμός του βαθμού ανταπόκρισης του νευρώνα, στα ερεθίσματα που δέχεται. Η συνολική συμβολή στο νευρώνα i ονομάζεται δυναμικό P_i , το οποίο είναι ίσο με:

$$P_i = n \sum_{j=1}^{j=n} w_{ji} x_i - \alpha_i \quad (2.3)$$

Στο σχήμα 2.1. φαίνεται και παραστατικά η τοπολογία ενός νευρωνικού δικτύου, σύμφωνα και με αυτά που αναλύθηκαν παραπάνω.



Σχήμα 2.1. Τοπολογία Νευρωνικού Δικτύου

Πηγή: Altman et al., (1994)

2.4.1. Εφαρμογές

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοστεί εκτενώς σε ένα ευρύ φάσμα επιχειρηματικών εφαρμογών, συμπεριλαμβανομένων των οικονομικών προβλέψεων, της ανάλυσης του πιστωτικού κινδύνου, τις αξιολογήσεις των ομολόγων, την πρόβλεψη της πτώχευσης και την ανίχνευση της απάτης (Vellido et al., 1999, Charitou et al., 2004). Εφαρμογές της αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας με χρήση νευρωνικών δικτύων, μπορούν να βρεθούν στις εργασίες των West (2000), Min και Lee (2007) και Bahrammirzaee et al. (2011). Το 2007, οι Tsakonas και Dounias πρότειναν ένα νευρωνικό δίκτυο με τη βοήθεια μεθόδων γενετικού προγραμματισμού. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η προτεινόμενη μέθοδος υπερτερεί άλλων μεθόδων, ενώ παράγει επίσης πρακτικούς κανόνες λήψης αποφάσεων.

Στον χρηματοοικονομικό τομέα, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί από πολλούς ερευνητές για τη μελέτη της πτώχευσης. Ο πίνακας 2.2, παρουσιάζει πρόσφατες μελέτες, παραθέτοντας τον αριθμό των μεταβλητών και των επιχειρήσεων που χρησιμοποιήθηκαν, τα έτη της έρευνας καθώς και το είδος αλλά και τον αλγόριθμο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

Πίνακας 2.2. Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων σε θέματα πτώχευσης

Μελέτη	Αριθμός Μεταβλητών	Αριθμός Επιχειρήσεων	Έτη Έρευνας	Νευρωνικό Δίκτυο - Αλγόριθμος Εκπαίδευσης ¹¹
Alfaro et al. (2008)	16	1180	2000-2003	MLP-BP
Bose και Pal (2006)	24	240	1993-2003	MLP-BP
Charitou et al. (2004)	26	102	1988-1997	MLP-CG
Du Jardin (2010)	41	2 σετ (500/520)	2002-2003	MLP -GA
Lee et al. (2005)	5	168	1995-1998	MLP-LM / SOM -LM
Min et al. (2006)	32	614	1999-2002	Δεν Αναφέρεται
Min και Lee (2005)	11	1888	2000-2002	MLP-BP
Pendharkar (2005)	5	200	1987-1995	MLP-BP / MLP-GA
Sen et al. (2004)	9	289	1984-1990	MLP-BP
West et al. (2005)	3 σετ (14/24/55)	3 σετ (690/1000/329)	Δεν Αναφέρεται	MLP-BP
Wu et al. (2007)	19	4 σετ (88/44/538/534)	1998-2002 , 1998-2000 (τα πρώτα 2 σετ) 2001-2002 (τα δύο επόμενα σετ)	MLP-BP

Το 2008, οι Tsai και Wu χρησιμοποίησαν τα ANNs ταυτόχρονα για την πρόβλεψη της πτώχευσης και την αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας. Στη μελέτη τους, διερεύνησαν την αποτελεσματικότητα ενός ενιαίου ταξινομητή συγκριτικά με πολλαπλούς ταξινομητές και διαφοροποιημένους πολλαπλούς ταξινομητές χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα που βασίζονται σε τρία σύνολα δεδομένων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα απλά μοντέλα ANN παρείχαν υψηλότερη ακρίβεια.

Οι Back et al. (1996b) και οι Anandarajan et al. (2001) συνδύασαν τα νευρωνικά δίκτυα (NN) με τους γενετικούς αλγορίθμους (GA). Χρησιμοποίησαν τους GA για την επιλογή των μεταβλητών εισόδου για τα NN και καθιέρωσαν το GA-NN μοντέλο για την περαιτέρω βελτίωση των επιδόσεων της πρόβλεψης της επιχειρηματικής αποτυχίας. Οι Ravisankar και Ravi (2010) κατασκεύασαν επίσης διάφορα υβριδικά μοντέλα αυτής της μορφής.

Στον πίνακα 2.3, γίνεται παράθεση κάποιων ενδεικτικών μελετών που έχουν γίνει τα τελευταία χρόνια, πάνω στα αντικείμενα του πιστωτικού κινδύνου και της πιστωτικής αξιολόγησης. Στον πίνακα αυτό διακρίνεται ο αριθμός των μεταβλητών, ο οποίος ποικίλλει από

¹¹ MLP: multi-layer perceptron, BP: back-propagation, CG: conjugate gradient, GA: genetic algorithm, LM: Levenberg–Marquardt, SOM: self-organizing map, Τα MLP και SOM είναι νευρωνικά δίκτυα που έχουν χρησιμοποιηθεί. Τα BP,CG,GA και LM είναι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης.

μελέτη σε μελέτη, σε κάποιες από αυτές χρησιμοποιούνται και διαφορετικά σεντ μεταβλητών. Αντίστοιχη είναι η κατάσταση αναφορικά και με τον αριθμό του δείγματος που χρησιμοποιείται κάθε φορά. Τα έτη της έρευνας είναι μια μεταβλητή η οποία δεν γνωστοποιείται από όλους τους συγγραφείς. Εκεί, όπου υπάρχει η ένδειξη, «δεν αναφέρεται», η μόνη γνωστή πληροφορία έχει να κάνει με το τι δεδομένα χρησιμοποιούν (κυρίως προέρχονται από εμπορικές βάσεις δεδομένων). Το είδος του νευρωνικού δικτύου, αποτελεί επίσης μια ενδιαφέρουσα πληροφορία. Από ότι είναι εύκολα κατανοητό δεν υπάρχει ομοφωνία ως προς το ποιο νευρωνικό δίκτυο είναι προτιμητέο (στις συγκεκριμένες μελέτες, παρατηρούμε μια μικρή υπεροχή των BPNNs (οπίσθια διάδοση)). Η αναλογία των δειγμάτων εκπαίδευσης / ελέγχου, είναι επίσης σημαντικός παράγοντας. Οι περισσότερες από τις ακόλουθες μελέτες, χρησιμοποιούν τα 2/3 ως δείγμα εκπαίδευσης και το 1/3 ως δείγμα ελέγχου. Η σύγκριση με άλλες μεθόδους, χρησιμοποιείται για να επιβεβαιωθεί ή όχι η υπεροχή της εξεταζόμενης μεθόδου. Παρατηρείται ότι οι περισσότερες μελέτες, χρησιμοποιούν ως σύγκριση «κλασικές» μεθόδους, όπως η διακριτική ανάλυση (DA) και η λογιστική παλινδρόμηση (LR). Σε κάποιες άλλες μελέτες, γίνεται σύγκριση με πιο «εξελιγμένες» μεθόδους, όπως μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM), γενετικοί αλγόριθμοι (GA) και νευροασαφή συστήματα (Neuro Fuzzy). Στην τελευταία στήλη, εμφανίζεται η υπεροχή ή μη των νευρωνικών συστημάτων. Τα αποτελέσματα είναι διφορούμενα. Όταν η σύγκριση γίνεται με κλασικές μεθόδους, η υπεροχή των νευρωνικών δικτύων είναι εμφανή, ενώ όταν εισέρχονται στη σύγκριση πιο εξελιγμένες μέθοδοι, τα νευρωνικά συνήθως υστερούν.

Πίνακας 2.3. Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων σε θέματα πιστωτικού κινδύνου

Μελέτη	Αριθμός Μεταβλητών	Αριθμός παρατηρήσεων	Έτη Έρευνας	Νευρωνικ ό Δίκτυο	Αναλογία Δειγμάτων Εκπαίδευσης - Ελέγχου (%)	Συγκρινόμενες Μέθοδοι ¹²	Καλύτερη Μέθοδος
Abdou et al. (2008)	12	581	Δεν Αναφέρεται	PNNs / MLFNs	80 -20	DA, PA,LR	ANNs
Angelini et al. (2008)	15	76	2001–2003	FFNNs	70 -30		
Bennell et al. (2006)	20	413	1989 -1999	BPNNs	65 - 35	PA	ANNs
Chuang και Lin (2009)	8	1000	Δεν Αναφέρεται	BPNNs	60 - 40	DA, LR, CART , CBR- based method , MARS	MARS, ANNs και CBR
Desai et al.(1997)	18	962	1988 -1991	FFNNs - GA	67 -33	LR, DA, GA	Παρόμοια Αποτελέσματα
Hoffman et al. (2002)	28	Δεν Αναφέρεται	Δεν Αναφέρεται	Neuro Fuzzy	67 -33	Genetic Fuzzy	Genetic Fuzzy outperforms
Hsieh (2005)	20	2 σετ (1000 / 690)	Δεν Αναφέρεται	MLFNs	80 -20	DA, LR	ANN, LR
Hu (2009)	5	129	1975-1982	MLP	Διάφορες Παραλλαγές (80 -20, 70-30, 60-40, 50-50)	DA, LR, PA, SVM, ELECTRE TRI , FIFLN	ELECTRE-TRI
Huang et al., (2004)	21	2 σετ (74 / 265)	1998 - 2002 / 1991 - 2000	BPNNs	90 -10	SVM, LR	SVM
Malhorta και Malhorta (2002)	4	790	Δεν Αναφέρεται	ANFIS	67 -33	DA, Neuro-fuzzy	ANFIS
Malhorta και Malhorta (2003)	6	1078	Δεν Αναφέρεται	BPNNs	65 -35	DA	BPNNs
Ong et al., (2005)	2 σετ (14/ 20)	2 σετ (690/ 1000)	Δεν Αναφέρεται	MLP	Δεν Αναφέρεται	LR, RS,CART, C4.5	GP
Ravisankar et al. (2010)	24	240	2000	MLFNs	Δεν Αναφέρεται	PNNs, RS, GP	Μικρές Διαφορές

¹² PNNs: probabilistic neural nets, MLFNs: multi-layer feed-forward nets, FFNNs: feedforward neural network, BPNNs: backpropagation network model, GA: Genetic Algorithm, MLP :multi-layer perceptron, ANFIS : Artificial neuro-fuzzy inference system, DA: discriminant analysis, PA: probit analysis, LR: logistic regression, SVM: support vector machine, FIFLN: fuzzy integral-based functional-link net, CART: classification and regression tree, GP: Genetic Programming, CBR: Case Based Reasoning, MARS: Multivariate adaptive regression splines

Τα τελευταία χρόνια, πολλοί ερευνητές χρησιμοποιούν συνδυασμούς διαφορετικών μεθόδων (υβριδικές μέθοδοι). Οι Jiao et al.,(2007), χρησιμοποίησαν ένα υβριδικό σύστημα με στόχο τη μοντελοποίηση της διαδικασίας αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας μικρών χρηματοπιστωτικών επιχειρήσεων. Στο ασαφές προσαρμοστικό δίκτυό τους, χρησιμοποιήθηκαν για πρώτη φορά ασαφείς αριθμοί για να αντιπροσωπεύσουν τα δεδομένα του προβλήματος αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας. Τα κύρια πλεονεκτήματα του προτεινόμενου δικτύου ήταν η δυνατότητα για γλωσσική παράσταση, γλωσσική συνάθροιση και ικανότητα μάθησης του νευρωνικού δικτύου. Το 2009, ο Lin με τη χρήση δύο σταδίων υβριδικών μοντέλων λογιστικής παλινδρόμησης-ANNs, έδειξε ότι το μοντέλο αυτό υπερτερεί της λογιστικής παλινδρόμησης, της λογαριθμικής λογιστικής παλινδρόμησης και των προσεγγίσεων ANNs, παρέχοντας μια εναλλακτική λύση στη διαχείριση μοντέλων πιστωτικού κινδύνου τα οποία έχουν επιπτώσεις στην αξιολόγηση για τους επαγγελματίες αναλυτές, και τις ρυθμιστικές αρχές. Το 2010, οι Yu et al., σχεδίασαν ένα έξυπνο υβριδικό σύστημα για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου με τη χρήση τεσσάρων σταδίων μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, που βασίζονταν στη πολυπαραγοντική συνολική προσέγγιση μάθησης. Άλλα παραδείγματα για αυτό το είδος της σύγκρισης μπορούν να βρεθούν στις ακόλουθες μελέτες (Mues et al.,2004, Gestel et al.,2006, Martens et al.,2007, Šušteršič et al.,2009).

2.4.2. Πλεονεκτήματα / Μειονεκτήματα

Τα κύρια πλεονεκτήματα των ANNs θα πρέπει να εντοπιστούν στις δυνατότητες εκμάθησης, στην ισχυρή ικανότητα χαρτογράφησης τους με βάση τη δομή του δικτύου και το γεγονός ότι οι στατιστικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών δεν χρειάζεται να ληφθούν υπόψη κατά τη διαδικασία της κατασκευής ενός μοντέλου ANN. Ένα τέτοιο πλεονέκτημα υποστηρίζεται από τον Lin (2009) που δείχνει ότι τα ANNs μπορεί να πετύχουν μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης αν τα δεδομένα δεν ικανοποιούν τις υποθέσεις των στατιστικών προσεγγίσεων.

Στον αντίποδα, συγκρινόμενα με τις στατιστικές μεθόδους, τα νευρωνικά δίκτυα απαιτούν περισσότερες παρατηρήσεις, προκειμένου να γίνει εφικτή η εκπαίδευση των εν λόγω μοντέλων. Συχνά παρατηρείται υπερπροσαρμογή του δικτύου στο δείγμα εκπαίδευσης, με επακόλουθα προβλήματα στη χρήση του μοντέλου σε δεδομένα εκτός δείγματος η οποία μειώνει τη σταθερότητα της πρόβλεψης του διασταυρωμένου δείγματος. Επιπλέον, τα ANNs επικρίνονται συχνά για τη δυσκολία της κατανόησης ή την ερμηνεία του μοντέλου του δικτύου, επειδή η σύνθετη δομή φαίνεται να είναι ένα «μαύρο κουτί» για τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων. Για να ξεπεραστεί αυτό το μειονέκτημα, οι Baesens et al. (2003b), συμπεριέλαβαν την ενσωματωμένη γνώση σε δίκτυα και την εξέφρασαν ως επεξηγηματικούς κανόνες και έναν πίνακα απόφασης που διευκολύνει τη διαβούλευση. Οι Setiono et al. (2011) πρότειναν μια νέα

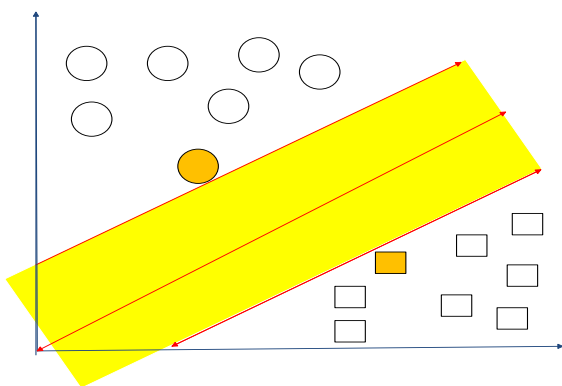
προσέγγιση για την εκπαίδευση των ANNs που είναι εύκολο να δημιουργήσουν περιεκτικούς και κατανοητούς κανόνες κατάταξης για το χρήστη.

2.5. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support vector machines)

Τα SVMs είναι μια δημοφιλής μεθοδολογία στατιστικής μάθησης για την ανάπτυξη μοντέλων ταξινόμησης με πολλές επιτυχημένες εφαρμογές σε οικονομικά προβλήματα λήψης αποφάσεων, συμπεριλαμβανομένης της πιστοληπτικής ικανότητας (Martens et al., 2007, Belloitti και Crook, 2009, Huang, 2011, Su και Chen, 2011).

Ο Vapnik (1995), παρουσίασε τη μηχανή διανύσματος υποστήριξης, η οποία είναι μια μέθοδος επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης.

Στο σχήμα 2.2. απεικονίζεται η δομή που χρησιμοποιεί μια μηχανή διανύσματος υποστήριξης προκειμένου να ταξινομήσει τις εναλλακτικές λύσεις ενός προβλήματος ταξινόμησης.



Σχήμα 2.2. Δομή Μηχανής Διανύσματος Υποστήριξης (SVM)

Πηγή: <http://computersciencesource.wordpress.com/2010/01/29/year-2-machine-learning-support-vector-machines/>

Στο ανωτέρω σχήμα, τα τετράγωνα απεικονίζουν τη μια κατηγορία ταξινόμησης, ενώ οι κύκλοι απεικονίζουν την άλλη κατηγορία. Με γνώμονα τις παραπάνω εναλλακτικές οι μηχανές διανύσματος υποστήριξης προσπαθούν να δημιουργήσουν ένα βέλτιστο υπερεπίπεδο για τη διάκριση των κατηγοριών έτσι ώστε να μεγιστοποιείται το περιθώριο της διάκρισης.

Η κύρια ιδέα της μεθόδου αυτής, είναι η ελαχιστοποίηση ενός άνω ορίου του σφάλματος γενίκευσης. Συνήθως γίνεται μια αναπαράσταση των διανυσμάτων εισόδου σε ένα επίπεδο χαρακτηριστικών μεγάλων διαστάσεων, μέσω μη γραμμικής διαδικασίας. Σε αυτό το επίπεδο,

δημιουργείται ένα βέλτιστο υπερεπίπεδο διαχωρισμού, το οποίο είναι αυτό που διαχωρίζει τα δεδομένα, δημιουργώντας το μέγιστο περιθώριο. Αυτό προκύπτει από την επίλυση ενός τετραγωνικού προβλήματος βελτιστοποίησης υπό περιορισμούς, του οποίου η λύση επεκτείνεται σε όρους ενός υποσυνόλου των προτύπων εκπαίδευσης που βρίσκονται πλησιέστερα στο όριο (Fröhlich και Chapelle, 2003). Εκτός από την επιλογή χαρακτηριστικών, η κατάλληλη ρύθμιση των παραμέτρων του μοντέλου μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια ταξινόμησης των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης.

Σε μια διχοτομική προσέγγιση μοντελοποίησης του πιστωτικού κινδύνου, μια σειρά από m παρατηρήσεις του δείγματος εκπαίδευσης $\{x_i, y_i\}_{i=1}^m$ είναι διαθέσιμες οι οποίες αντιστοιχούν σε επιχειρήσεις που είναι ασυνεπείς ($y_i = 1$) ή σε αυτές που είναι συνεπείς ($y_i = -1$). Κάθε παρατήρηση των δεδομένων μιας επιχείρησης είναι ένα πολυδιάστατο διάνυσμα $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ που περιγράφεται μέσω n προβλεπτικών χαρακτηριστικών.

Στην απλούστερη περίπτωση, υποθέτουμε έναν γραμμικό ταξινομητή $S(x) = \alpha + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n$. Με ένα τέτοιο μοντέλο, μια εταιρεία κατατάσσεται ως συνεπής εάν $S(x) > 0$, αλλιώς κατατάσσεται ως ασυνεπής. Ο ταξινομητής ο οποίος κάνει διάκριση μεταξύ των δύο ομάδων με βέλτιστο τρόπο μπορεί να κατασκευαστεί με την επίλυση του ακόλουθου δευτεροβάθμιου προβλήματος βελτιστοποίησης :

$$\begin{aligned} & \underset{s \geq 0, \beta, \alpha \in R}{\text{minimize}} \quad \|\beta\|^2 + C e^\top s \\ & \text{subject to :} \quad \mathbf{Y}(\mathbf{X}\beta + \alpha) + \mathbf{s} \geq \mathbf{e} \end{aligned} \quad (2.4)$$

όπου \mathbf{Y} είναι ένας $m \times m$ διαγώνιος πίνακας με την κατηγοριοποίηση των ομάδων στην διαγώνιο (1 για τις περιπτώσεις συνέπειας, -1 για τις περιπτώσεις ασυνέπειας), \mathbf{X} είναι ο $m \times n$ πίνακας με τα δεδομένα εκπαίδευσης, \mathbf{e} είναι το μοναδιαίο διάνυσμα, \mathbf{s} είναι το διάνυσμα των μη-αρνητικών μεταβλητών απόκλισης που συνδέονται με τον εσφαλμένο χαρακτηρισμό των παρατηρήσεων εκπαίδευσης, και $C > 0$ είναι μια παράμετρος που ορίζεται από το χρήστη και αντιπροσωπεύει την σχέση μεταξύ του συνολικού σφάλματος ταξινόμησης και του όρου κανονικοποίησης.

Μη γραμμικά μοντέλα λήψης αποφάσεων μπορούν να αναπτυχθούν με την αναπαράσταση των δεδομένων σε έναν πολυδιάστατο χώρο (feature space), μέσω ενός μετασχηματισμού που επιβάλλεται εμμέσως από μια συμμετρική συνάρτηση πυρήνα $K(x_i, x_j)$. Το μη γραμμικό μοντέλο έχει την ακόλουθη μορφή:

$$S(x) = \alpha + \sum_{i=1}^m \lambda_i y_i K(x_i, x_j) \quad (2.5)$$

όπου $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ είναι οι πολλαπλασιαστές Lagrange που συνδέονται με τα δεδομένα εκπαίδευσης, οι οποίοι λαμβάνονται από την επίλυση ενός δυικού προβλήματος της μορφής (2.4) (Vapnik, 1998):

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^m \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m \lambda_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \lambda_i \leq C \end{aligned} \quad (2.6)$$

Δημοφιλείς επιλογές για τον ορισμό του πυρήνα περιλαμβάνουν τον πολυωνυμικό πυρήνα, τον πυρήνα ακτινωτής συνάρτησης βάσης (RBF), τον σιγμοειδή πυρήνα, κλπ (Schölkopf και Smola, 2002).

2.5.1. Εφαρμογές

Τα SVM είναι ένα ισχυρό και πολλά υποσχόμενο εργαλείο εκτίμησης της ταξινόμησης των δεδομένων (Wang et al., 2005). Οι Shin et al., (2005) και οι Min και Lee (2005), χρησιμοποίησαν τα SVM για την πρόβλεψη πτώχευσης εταιρειών της Νότιας Κορέας καταλήγοντας στο συμπέρασμα ότι αυτή η μέθοδος υπερτερεί των: Πολλαπλής Διακριτικής Ανάλυσης (Multiple Discriminant Analysis, MDA), Logit και NN. Οι Hui και Sun (2006) καθώς και οι Ding et al., (2008), υιοθέτησαν το SVM μοντέλο για την εμπειρική μελέτη της πρόβλεψης της επιχειρηματικής αποτυχίας για τις κινεζικές εισηγμένες εταιρείες, και κατέληξαν σε παρόμοιο συμπέρασμα.

Οι Gesel et al., (2010), έδειξαν ότι η μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων SVM ήταν η πλέον προτιμώμενη για την πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας σε σύγκριση με την Logit, την MDA και την τετραγωνική MDA. Τα αποτελέσματά έδειξαν επίσης ότι τα προβλήματα της πτώχευσης ήταν ασθενώς μη-γραμμικά. Από την άλλη μεριά, οι Bose και Pal (2006), σύγκριναν την απόδοση των SVM με εκείνες της MDA και των NN, και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι τα SVM απέδωσαν χειρότερα από τα NN.

Οι Huang et al., (2004) αναφέρουν ακρίβεια πρόβλεψης περίπου στο 80% και για τις δύο μεθόδους α) ανάστροφης διάδοσης νευρωνικών δικτύων και β) μέθοδο διανυσμάτων υποστήριξης για τις αγορές των Ηνωμένων Πολιτειών και της Ταϊβάν.

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, έχουν εισαχθεί σε προβλήματα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου. Οι Van Gestel et al. (2003), χρησιμοποίησαν τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων SVM (LS-SVM) στην διερεύνηση της πιστοληπτικής ικανότητας των τραπεζών και πραγματοποίησαν σύγκριση με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων (OLS), τη λογιστική παλινδρόμηση και το πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο (MLP). Το αποτέλεσμα έδειξε την ανωτερότητα της μεθόδου LS-SVM ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης. Οι Schebesch και Stecking (2005) χρησιμοποίησαν SVM μοντέλα με γραμμικούς και ακτινωτές συνάρτησης βάσης (RBF) πυρήνες για την πιστωτική αξιολόγηση πιθανών δανειοληπτών και χρησιμοποίησαν γραμμικά SVM μοντέλα, για να διαιρέσουν ένα σύνολο αξιολογημένων δανειοληπτών σε υποσύνολα «τυπικών» και «κριτικών» προτύπων τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για δανειολήπτες που απορρίφθηκαν. Οι Baesens et al. (2003a) πραγματοποίησαν μια συγκριτική αξιολόγηση 17 διαφορετικών τεχνικών ταξινόμησης, πάνω σε οκτώ διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Χρησιμοποίησαν SVM μοντέλα (γραμμικά και με RBF πυρήνες) και υιοθέτησαν ένα μηχανισμό αναζήτησης για να προσαρμόσουν τις υπερπαραμέτρους στη μελέτη τους. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι έξι διαφορετικές μέθοδοι είναι καλύτερες, όσον αφορά την ακρίβεια ταξινόμησης. Επιπλέον, έδειξαν ότι οι ταξινομητές SVM μπορούν να πετύχουν τη συνολικά καλύτερη απόδοση.

Στους ακόλουθους πίνακες, παρατίθενται μελέτες οι οποίες αφορούν την εφαρμογή των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, σε θέματα πιστωτικού κινδύνου. Στον Πίνακα 2.4, γίνεται σύγκριση διαφορετικών μεθοδολογιών, όσο αφορά την προβλεπτική τους ικανότητα. Τα SVM, τις περισσότερες φορές είτε βρίσκονται στην πρώτη θέση είτε είναι μεταξύ των πρώτων. Στον πίνακα 2.5, η εστίαση γίνεται αποκλειστικά σε μελέτες που αφορούν τα SVM. Είναι γνωστό ότι εκτός από την ποιότητα των δεδομένων, υπάρχουν και ορισμένοι άλλοι παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, όπως ο τύπος του μοντέλου, η λειτουργία του πυρήνα, καθώς και η μέθοδος εύρεσης των παραμέτρων. Από τις μελέτες που παρατίθενται, ο πιο συνηθισμένος τύπος μοντέλου, είναι το 1-norm, η ακτινωτή συνάρτηση βάσης (RBF) ως λειτουργία του πυρήνα και η μέθοδος Grid Search, ως η συνηθέστερη για την εύρεση των παραμέτρων.

Πίνακας 2.4. Ακρίβεια Πρόβλεψης Διαφορετικών Μεθοδολογιών

Μελέτες	Μέθοδοι ¹³								Καλύτερη Μέθοδος
	DA	LR	DT	K-NN	LP	NN	SVM	HY	
Baesens et al. 2003a	72.20 - 88.60	72.00 - 89.2	67.10 - 90.40	66.70 - 89.50	71.20 - 89.50	72.40 - 89.40	71.20 - 89.50		Μικρές Διαφορές LR
Dijkers and Rothkrantz, 2005		78.40					75.00		
Lai et al. 2006		60.66				78.36	83.49	93.27	HY
Li et al. 2006						73.17	84.34		SVM
Martens et al. 2007		85.70 - 96.40	80.20 - 94.60				85.70 - 97.00	82.00 - 96.20	SVM
Sun and Yang 2006						82.50	95.00		SVM
Wang et al. 2005		64.18 - 82.53				62.13 - 81.45	64.54 - 78.8	66.17 - 83.94	HY
Van Gestel et al. 2006	86.49	86.49					89.34	89.34	SVM, HY

Πίνακας 2.5. Μοντέλα SVM και παράγοντες αυτών

Μελέτη	Μοντέλο ¹⁴	Λειτουργία Πυρήνα ¹⁵	Εύρεση Παραμέτρων ¹⁶
Baesens et al. 2003a	1-norm, LS-SVM	RBF, Linear	Grid search
Dijkers και Rothkrantz 2005	LS-SVM	RBF	Grid-search
Jiang και Yuan 2007	1-norm	RBF	PSO
Martens et al. 2007	1-norm	RBF	Grid-search
Schebesch και Stecking 2005	1-norm	RBF	Grid-search
Schebesch και Stecking 2007	1-norm	RBF	Grid-search
Stecking και Schebesch 2006	1-norm	Lin, Poly, RBF, Sig, Coulomb	Άγνωστο
Stecking και Schebesch 2007	Combining SVMs	Lin, Poly, RBF, Sig, Coulomb	Άγνωστο
Van Gestel et al. 2006	LS-SVM	RBF	Grid-search
Wang et al. 2005	1-norm, LS-SVM, Fuzzy SVM	Linear, Poly, RBF	Trial and error
Xiao et al. 2006	1-norm	Lin, Poly, RBF, Sig	Άγνωστο
Yu et al. 2007	LS-FSSVM, FSSVM, LS-SVM, 1-norm	RBF	Άγνωστο

¹³ DA: Discriminant Analysis, LR: Logistic Regression, DT: Decision Trees, k-NN: k- Nearest Neighbour,, LP: Linear Programming, NN: Neural Networks, HY: Hybrid methods

¹⁴ LS-SVM: Least squares support vector machines, FSSVMs: Fuzzy Smooth Support Vector Machines,

¹⁵ RBF: Radial Basis Function, Poly: Polynomial, Sig: Sigmoid

¹⁶ PSO: Particle Swarm Optimization (Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων)

2.5.2. Υβριδικές Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

Οι Yeh et al., (2010) κατασκεύασαν ένα υβριδικό μοντέλο δύο σταδίων που ενσωματώνει τη θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων (rough sets, RS) με τα SVM, που ονομάζεται RSTSVM. Τα επιπλέον χαρακτηριστικά μειώθηκαν και στη συνέχεια η επιχειρηματική αποτυχία προβλέφθηκε από τα SVM, και αποδείχθηκε να έχει υψηλές επιδόσεις. Οι Lin et al., (2011a) εκπαίδευσαν ένα μοντέλο SVM για την χρηματοοικονομική αποτυχία μετά τη μείωση των χαρακτηριστικών της διάστασης μέσω ισομετρικής χαρτογράφησης των χαρακτηριστικών του αλγορίθμου (ISOMAP), μια από τις πιο εξελιγμένες τεχνικές μείωσης διαστάσεων.

Οι Wu et al., (2007) ενσωμάτωσαν ολοκληρωμένες πραγματικές τιμές γενετικών αλγορίθμων (RGA) με SVM, έτσι ώστε οι βέλτιστες παράμετροι των SVM μπορεί να βελτιστοποιηθούν αυτόματα από RGA λαμβάνοντας υπόψη την προγνωστική ακρίβεια και την ικανότητα γενίκευσης ταυτόχρονα. Οι RGA-SVM έδειξαν καλύτερα πειραματικά αποτελέσματα από ό, τι τα απλά SVM καθώς και αυτών της DA, Logit, Probit, και BNP. Οι Min et al., (2006) πρότειναν επίσης ένα υβριδικό μοντέλο GA-SVM για την πρόβλεψη της πτώχευσης, αλλά χρησιμοποίησαν GA για τη βελτιστοποίηση τόσο της επιλογής των χαρακτηριστικών όσο και των παραμέτρων SVM, με αποτέλεσμα να βελτιώσουν σημαντικά την προγνωστική ικανότητα των SVM.

Στον πίνακα 2.6, καταγράφονται μελέτες οι οποίες αφορούν τον πιστωτικό κίνδυνο και έχουν κάνει χρήση υβριδικών μοντέλων μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τις μελέτες αυτές, δείχνουν την ανωτερότητα των υβριδικών αυτών μελετών σε σύγκριση με άλλες μεθοδολογίες (αναφορικά με την ακρίβεια πρόβλεψης). Οι συγκρινόμενες μεθοδολογίες περιλαμβάνουν κλασσικές μεθόδους, όπως διακριτική ανάλυση και λογιστική παλινδρόμηση αλλά και πολλές άλλες (νευρωνικά δίκτυα, γενετικούς αλγορίθμους, δένδρα αποφάσεων, απλές μορφές μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης).

Πίνακας 2.6. Μελέτες με χρήση υβριδικών μοντέλων SVM

Μελέτη	Αριθμός Παρατηρήσεων	Αριθμός Μεταβλητών	Μέθοδος ¹⁷ SVM	Ακρίβεια Πρόβλεψης (%)
Danenas και Garsva, 2015	21487	29	PSO-LinSVM	91.79
Harris, 2015	2 σετ (1000, 21620)	20	CSVM	(77.10) (66.40)
Huang et al. 2007	2 σετ (1000, 690)	2 σετ (24), (14)	GA-SVM	(77.92) (86.90)
Li et al. 2012	3 σετ (690, 1000, 5000)	3 σετ (14), (24), (65)	ALqG-SVM	(89.79) (74.71) (73.98)
Wang et al. 2005	1225	14	LSSVM	89.16
Wang και Ma, 2012	239	18	RSB-SVM	78.98
Yu et al. 2010	1871	14	ALNN - SVM	71.19
Yu et al. 2011	2 σετ (1000, 690)	2 σετ (24), (14)	LSSVM	(78.46) (90.63)
Zhou et al. 2010	2 σετ (1000, 1225)	2 σετ (24), (14)	LLSVM	(77.27) (73.40)

2.5.3. Πλεονεκτήματα SVM

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης παρουσιάζουν τα ακόλουθα πλεονεκτήματα (Kim et al., 2005):

- Βασίζονται σε πολύ απλές και ξεκάθαρες ιδέες από τη θεωρία της στατιστικής μάθησης (Vapnik, 1995).
- Έχουν πολύ καλή ικανότητα γενίκευσης, ενώ ξεπερνούν σε σημαντικό βαθμό το πρόβλημα υπερπροσαρμογής στα δεδομένα (overfitting).
- Η λύση τους είναι μοναδική, βέλτιστη και ολική αφού η εκπαίδευσή τους γίνεται με την επίλυση ενός προβλήματος τετραγωνικού κυρτού προγραμματισμού.
- Η μέθοδος δεν απαιτεί τη γνώση της στατιστικής κατανομής των δεδομένων.
- Μπορούν να παράγουν περίπλοκα μη γραμμικά μοντέλα, που έχουν συγκεκριμένη συναρτησιακή διατύπωση.
- Έχουν ισχυρό θεωρητικό υπόβαθρο και έτσι μπορεί να ακολουθηθεί η διαδικασία βήμα προς βήμα.
- Σε πληθώρα πραγματικών εφαρμογών, έχουν επιδείξει ισάξια ή καλύτερη επίδοση συγκριτικά με άλλες ανταγωνιστικές μεθόδους.
- Το πλήθος των παραμέτρων που απαιτούν ρύθμιση στις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είναι σημαντικά μικρότερο από το αντίστοιχο άλλων μεθοδολογιών.

¹⁷ CSVM: Clustered support vector machine, Alq G-SVM: Adaptive Gauss based support vector machine, LLSVM: Least squares SVM, RSB: Random and Bagging Subspace, GA-SVM: Genetic Algorithm SVM, ALNN- SVM: adaptive linear neural network

2.6. Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolution algorithms)

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι (EA) είναι γενικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που χρησιμοποιούν μηχανισμούς που εμπνέονται από τη βιολογική εξέλιξη. Στη συνέχεια παρατίθενται κάποιες ενδεικτικές μελέτες, οι οποίες έχουν ασχοληθεί με το θέμα του πιστωτικού κινδύνου. Ο Varetto (1998) εφαρμόζει τους γενετικούς αλγορίθμους (GA) για την εξαγωγή γραμμικών συναρτήσεων χωρίς στατιστικούς περιορισμούς και τους αντίστοιχους διακριτικούς κανόνες. Ωστόσο, οι επιδόσεις τους ήταν κατώτερες της πολλαπλής διακριτικής ανάλυσης (MDA). Οι Shin και Lee (2002), χρησιμοποίησαν γενετικούς αλγορίθμους, για την αναζήτηση του σημείου διαχωρισμού (κατώτατο όριο) των οικονομικών δεικτών και στη συνέχεια εξήγαγαν τους ποσοτικούς διακριτικούς κανόνες πρόβλεψης του πιστωτικού κινδύνου. Οι Kim και Han (2003), χρησιμοποίησαν γενετικούς αλγόριθμους, για την εξόρυξη ποιοτικών κανόνων πρόβλεψης που είχαν τα πλεονεκτήματα της εύκολης κατανόησης. Ωστόσο, οι κανόνες αυτοί βασίζονται σε μεθόδους, που θα μπορούσαν να παράγουν αποτελέσματα πρόβλεψης, μόνο όταν τουλάχιστον ένας κανόνας ενεργοποιηθεί, και το ποσοστό κάλυψης των κανόνων είναι σχετικά χαμηλό. Επιπλέον, οι Rafiei et al., (2011) διαπίστωσαν ότι η χρήση γενετικών αλγορίθμων, είχε χαμηλότερη προβλεπτική ακρίβεια σε σχέση με τα NN. Οι Etemadi et al., (2009) διερεύνησαν την εφαρμογή του γενετικού προγραμματισμού (GP) στην περίπτωση των ιρανικών εισηγμένων επιχειρήσεων.

Κάποιοι άλλοι εξελικτικοί αλγόριθμοι, όπως (π.χ. Particle Swarm Optimization και Ant Colony Optimization), είναι πιθανές εναλλακτικές λύσεις. Για παράδειγμα, οι Martens et al., (2010) ανέπτυξαν το AntMiner + βασιζόμενο στην βελτιστοποίηση του Ant Colony για την παραγωγή λογικών κανόνων, αλλά το εργαλείο αυτό ήταν κατώτερο των SVM αναφορικά με την προβλεπτική ακρίβεια. Στην Ελλάδα, οι Marinakis et al., (2008), έκαναν χρήση της βελτιστοποίησης του Ant Colony για την ταξινόμηση επιχειρήσεων σε διαφορετικά επίπεδα πιστωτικού κινδύνου. Η σύγκριση έγινε με SVM, CART και δύο άλλους μεθευρετικούς αλγόριθμους και τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά. Ως εκ τούτου, οι εν λόγω μέθοδοι μπορεί να δημιουργήσουν κανόνες που είναι πιο ερμηνεύσιμοι από τα NN ή SVM μοντέλα, αλλά η απόδοση με βάση τους εξελικτικούς αλγόριθμους μόνο, είναι μερικές φορές περιορισμένη και είναι πιο κατάλληλο να συνδυαστεί με άλλους αλγορίθμους ταξινόμησης για την ορθότερη πρόβλεψη.

2.7. Πολυκριτήριες μέθοδοι

Εκτός από τις στατιστικές πτυχές της, η ανάπτυξη ενός μοντέλου αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας διαθέτει επίσης σημαντικά χαρακτηριστικά υποστήριξης αποφάσεων. Πράγματι, οι αναλυτές προτιμούν συχνά μοντέλα που είναι εύκολο να κατανοήσουν και να

ενσωματώσουν γνώσεις ειδικών του χώρου για τη σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών του πιστωτή και της πιστοληπτικής του ικανότητας (π.χ., η υψηλή κερδοφορία θα πρέπει να συνδέεται με καλύτερη πιστοληπτική ικανότητα). Σε αυτό το κλίμα, οι πολυκριτήριες μέθοδοι λήψης αποφάσεων (Multiple Criteria Decision Aiding, MCDA) είναι κατάλληλες για τη μοντελοποίηση του πιστωτικού κινδύνου και διάφορες προσεγγίσεις της MCDA έχουν χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας (Bugera, et al., 2002, Doumpos, et al., 2002, Kou, et al., 2005).

Οι ανωτέρω μελέτες έχουν επικεντρωθεί σε μοντέλα αποφάσεων, που εκφράζονται με τη μορφή των συναρτήσεων αξίας.

Πιο συγκεκριμένα, οι προσθετικές συναρτήσεις αξίας (Keeney και Raiffa, 1993) χρησιμοποιούνται ευρέως για την κατασκευή των συστημάτων αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας (Krahnen και Weber, 2001), παρέχοντας μοντέλα που είναι εύκολο να χρησιμοποιηθούν και να ερμηνευθούν. Τέτοια μοντέλα είναι αντισταθμιστικά υπό την έννοια ότι μια χαμηλή απόδοση με βάση κάποια κριτήρια αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας μπορεί να αντισταθμιστεί από την καλύτερη απόδοση σε άλλα κριτήρια. Μια άλλη προσέγγιση έχει να κάνει με τα μοντέλα υπεροχής. Τα μοντέλα υπεροχής (Roy, 1991), εκφράζονται σε σχεσιακή μορφή ώστε να καταστεί δυνατή η υλοποίηση των μη αντισταθμιστικών προσεγγίσεων στη λήψη αποφάσεων και την υποστήριξη. Σε αυτό το πλαίσιο, η χαμηλή απόδοση ακόμα και σε ένα μόνο πιστωτικό κριτήριο αξιολόγησης μπορεί (αυτόματα) να οδηγήσει στην απόρριψη του δανειοδότη.

Επιπλέον, τα μοντέλα υπεροχής επιτρέπουν στον αναλυτή να αποκτήσει σημαντικές γνώσεις σχετικά με τα χαρακτηριστικά των εναλλακτικών λύσεων και το ρόλο των χαρακτηριστικών απόφασης. Έτσι, ο μη αντισταθμιστικός χαρακτήρας και η πλούσια πληροφορία που τα μοντέλα αυτά μπορούν να προσφέρουν τα καθιστούν πολύ ελκυστικά για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου. Στον αντίποδα, η κατασκευή ενός μοντέλου υπεροχής συνήθως απαιτεί τον καθορισμό ενός σημαντικού αριθμού παραμέτρων, οι οποίες είναι δύσκολο να εκτιμηθούν από ένα σετ εκπαίδευσης που χρησιμοποιούν οι παραδοσιακές μέθοδοι βελτιστοποίησης.

Πρόσφατα, οι Garcia et al.(2013), παρουσίασαν μία προσέγγιση, η οποία βασίζεται στον προγραμματισμό στόχου (goal programming), όπου η γνώμη του ειδικού μπορεί να εισαχθεί στο μοντέλο συνδυαζόμενη με διάφορα χρηματοοικονομικά στοιχεία. Ένα τέτοιο μοντέλο, συμβαδίζει και με τις προτάσεις της Επιτροπής της Βασιλείας. Επίσης, οι Capotorti και Barbanera (2012), δημιούργησαν ένα μοντέλο το οποίο συνδυάζει τα προσεγγιστικά σύνολα με την ασαφή λογική και την θεωρία πιθανοτήτων. Το σημαντικό, σύμφωνα με τους συγγραφείς, είναι η δυνατότητα εισαγωγής της γνώμης του αποφασίζοντα με μια διαδικασία που στηρίζεται στην ανάλυση δεδομένων. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό στον τομέα του πιστωτικού κινδύνου όπου οι αποφάσεις σχετικά με τις αιτήσεις δανειοδότησης συνεπικουρούνται από αυτόματες διαδικασίες, αλλά εξακολουθούν να απαιτούν την κρίση του εμπειρογνώμονα.

Στον πίνακα 2.7, παρουσιάζονται κάποιες ενδεικτικές μελέτες που έχουν πραγματοποιηθεί τα τελευταία χρόνια με χρήση διαφορετικών πολυκριτήριων μεθοδολογιών. Από τα αποτελέσματα σε σύγκριση με άλλες μεθοδολογίες, παρατηρείται ότι η απόδοση είναι είτε καλύτερη είτε παραπλήσια, υποδηλώνοντας την ικανότητα αυτών των μοντέλων να παράγουν χρήσιμα αποτελέσματα σε θέματα πιστωτικού κινδύνου.

Πίνακας 2.7. Μελέτες με χρήση πολυκριτήριων μεθοδολογιών

Μελέτη	Πολυκριτήρια Προσέγγιση¹⁸	Συγκρινόμενες Μέθοδοι¹⁹	Αποτέλεσμα
Baourakis et al.2009	UTADIS	DA, LR	Καλύτερη Απόδοση
Doumpos et al.2002	M.H.DIS	DA, LA, PA	Καλύτερη Απόδοση
Doumpos και Zopounidis, 2011	ELECTRE TRI	LR,SVM, UTADIS	Παρεμφερή Αποτελέσματα με UTADIS
Karan et al. 2013	UTADIS	LR	Παρεμφερή Αποτελέσματα
Li, J. et al.2011	ES-MK-MCP	DA, DT, k-NN, SVM	Καλύτερη Απόδοση
Peng et al. 2008	MCQP	DA, See5, SVMlight, libSVM	Παρεμφερή Αποτελέσματα
Wu και Hsu, 2012	EDSM	BPNN, Bayesian Network, RBFNN, Random Forest, SVM and Rough Set	Παρεμφερή Αποτελέσματα
Yu et al.,2009	Fuzzy GDM	BPNN, RBFN , SVMR	Καλύτερη Απόδοση

¹⁸ UTADIS: UTilites Additives DIScriminantes, ELECTRE TRI: ELimination Et Choix Traduisant la REalite trichotomique, M.H.DIS: Multi-group Hierarchical DIScrimination, ES-MK-MCP: multiple kernels multi-criteria programming approach based on evolution strategy, MCQP: Multi-criteria Convex Quadric Programming, EDSM: enhanced decision support model, GDM: group decision making

¹⁹ See5 : Decision Tree based, RBFN: RBF neural network, BPNN: back-propagation neural network, SVMR: support vector machine regression, LA: Logit Analysis, PA: Probit Analysis

2.7.1. Μέθοδος UTADIS

Η πολυκριτήρια μέθοδος UTADIS αποτελεί μια παραλλαγή της UTA (UTilities Additives), η οποία χρησιμοποιείται όταν σκοπός είναι η ταξινόμηση εναλλακτικών σε προκαθορισμένες κατηγορίες. Η UTADIS αναπτύσσει ένα υπόδειγμα σύνθεσης των κριτηρίων αξιολόγησης έτσι ώστε το αποτέλεσμα της σύνθεσης αυτής να αποδίδει υψηλή βαθμολόγηση (σκορ) στις εναλλακτικές δραστηριότητες της πρώτης κατηγορίας και σταδιακά χαμηλότερη βαθμολόγηση στις δραστηριότητες που ανήκουν σε χαμηλότερες κατηγορίες. Η μέθοδος στηρίζεται στις αρχές της αναλυτικής – συνθετικής προσέγγισης (Devaut et al., 1980, Jacquet-Lagrange και Siskos, 1982, Doumpos και Zorounidis, 1998, Zorounidis και Doumpos, 1998, 1999a, 1999b, Zorounidis et al., 1999).

Ο σκοπός της μεθόδου, είναι η ταξινόμηση των εναλλακτικών (εταιρειών) σε κατηγορίες, οι οποίες είναι διατεταγμένες από τις καλύτερες προς τις χειρότερες ως εξής:

$$C_1 \succ C_2 \succ C_k \quad (2.7)$$

Η κατηγορία C_1 είναι εξ' ορισμού η καλύτερη (αποτελείται από τις καλύτερες εναλλακτικές) και η C_k η χειρότερη (αποτελείται από τις χειρότερες εναλλακτικές).

Σκοπός της μεθόδου είναι η ανάπτυξη ενός υποδείγματος σύνθεσης των κριτηρίων αξιολόγησης x_1, x_2, \dots, x_n , με τρόπο τέτοιο έτσι ώστε το αποτέλεσμα της σύνθεσης αυτής να αποδίδει υψηλά σκορ στις εναλλακτικές δραστηριότητες της κατηγορίας C_1 και σταδιακά χαμηλότερα σκορ στις δραστηριότητες που ανήκουν στις χαμηλότερες κατηγορίες (εξίσωση 2.8).

Το υπόδειγμα σύνθεσης των κριτηρίων που χρησιμοποιείται στα πλαίσια της μεθόδου UTADIS, έχει τη μορφή μιας προσθετικής συνάρτησης χρησιμότητας:

$$U(x) = \sum_{i=1}^m u_i(x_i) \quad (2.8)$$

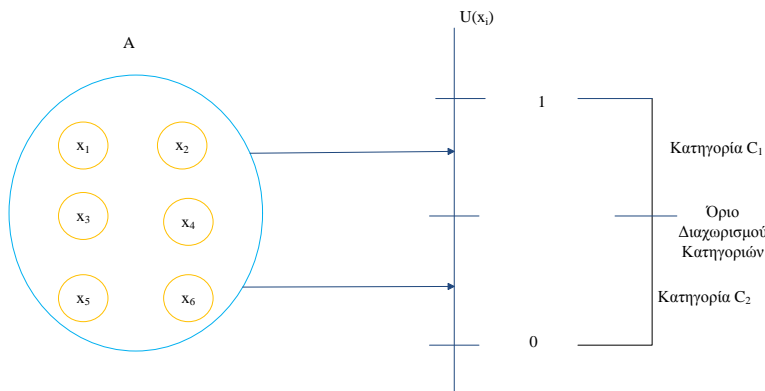
Όπου $U(x)$ είναι η ολική χρησιμότητα μιας εναλλακτικής δραστηριότητας x_j που ανήκει στο σύνολο A , και $u_i(x_i)$ είναι η μερική χρησιμότητα του κριτηρίου x_i .

Οι μερικές χρησιμότητες αντιπροσωπεύουν τη σχετική σπουδαιότητα των κριτηρίων αξιολόγησης στο υπόδειγμα ταξινόμησης. Οι συναρτήσεις μερικών χρησιμοτήτων είναι μονότονες συναρτήσεις (γραμμικές ή μη γραμμικές) οριζόμενες στην κλίμακα του κάθε κριτηρίου αξιολόγησης έτσι ώστε να ικανοποιούνται οι ακόλουθες δύο συνθήκες:

$$\left. \begin{array}{l} u_i(x_{i^*}) = 0 \\ u_i(x_i^*) = 1 \end{array} \right\} \quad (2.9)$$

Ο σκοπός είναι να προσδιοριστεί μέσω μιας συνάρτησης μερικής χρησιμότητας, ο τρόπος επίδρασης του κριτηρίου στο τελικό αποτέλεσμα. Η συνάρτηση που θα δημιουργηθεί μπορεί να έχει οποιαδήποτε μορφή, χωρίς να ξεφεύγει από το σύνολο $[0,1]$. Ακόμα πρέπει να είναι μονότονη, δηλαδή να ικανοποιείται ο ακόλουθος περιορισμός:

$$\text{για κάθε } \begin{array}{l} u_i(x_t^{j+1}) - u_i(x_t^j) \geq 0 \\ x_t^{j+1} \geq x_t^j \end{array} \quad (2.10)$$



Σχήμα 2.3. Ταξινόμηση εναλλακτικών δραστηριοτήτων

Πηγή: Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001

Η ταξινόμηση των εναλλακτικών γίνεται ορίζοντας όρια χρησιμότητας τα οποία διαχωρίζουν τις προκαθορισμένες κατηγορίες u , ($u_1 > u_2 > \dots > u_{Q-1}$). Οι κατηγορίες αυτές διαχωρίζονται με βάση την βαθμολογία τους από την προσθετική συνάρτηση χρησιμότητας και τα όρια χρησιμότητας.

$$\begin{array}{ll} U(x_j) \geq u_1 & \Rightarrow x_j \in C_1 \\ u_2 \leq U(x_j) < u_1 & \Rightarrow x_j \in C_2 \\ \dots\dots\dots & \dots\dots\dots \\ U(x_j) < u_{Q-1} & \Rightarrow x_j \in C_Q \end{array} \quad (2.11)$$

Κατά την ταξινόμηση των εναλλακτικών είναι πιθανό να εμφανιστούν δύο είδη σφαλμάτων:

A. Σφάλμα παραβίασης του κάτω ορίου $\sigma^+(x)$. Στην περίπτωση αυτή η εναλλακτική με βάση τη βαθμολογία της κατατάχθηκε σε κατηγορία χαμηλότερη από ότι θα έπρεπε. Τότε πρέπει να προστεθεί ένα μέγεθος $\sigma^+(x)$ στη βαθμολογία της, ώστε να τοποθετηθεί στην κατηγορία που πρέπει. Παρουσιάζεται επομένως παραβίαση του κάτω ορίου μιας κατηγορίας.

B. Σφάλμα παραβίασης του άνω ορίου $\sigma^-(x)$. Αντίθετα από το προηγούμενο σφάλμα, εδώ έχουμε παραβίαση του άνω ορίου της κατηγορίας, δηλαδή η εναλλακτική έχει τοποθετηθεί σε υψηλότερη κατηγορία από ότι θα έπρεπε. Στην περίπτωση αυτή το μέγεθος $\sigma^-(x)$, πρέπει να αφαιρεθεί από τη βαθμολογία της εναλλακτικής ώστε να ενταχθεί στη σωστή κατηγορία.

Αν συνυπολογιστούν τα σφάλματα λαμβάνονται οι παρακάτω σχέσεις:

$$\begin{aligned} U(x_j) + \sigma_j^+ &\geq u_1 & \forall x_j \in C_1 \\ \left. \begin{aligned} U(x_j) + \sigma_j^+ &\geq u_k \\ U(x_j) + \sigma_j^- &\geq u_{k-1} \end{aligned} \right\}, & \forall x_j \in C_k (k = 2, 3, \dots, Q-1) \\ U(x_j) - \sigma_j^+ &< u_{Q-1} & \forall x_j \in C_Q \end{aligned} \quad (2.12)$$

Με βάση τους ανωτέρω περιορισμούς, η ελαχιστοποίηση του σφάλματος της ταξινόμησης μπορεί να πραγματοποιηθεί μέσω της επίλυσης ενός προβλήματος μαθηματικού προγραμματισμού, το οποίο έχει την ακόλουθη μορφή:

$$\text{Min } \gamma' = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q \left(\frac{\sum_{\forall x_j \in C_k} \sigma_j}{m_k} \right) \Leftrightarrow \text{Min } \left\{ \sum_{k=1}^Q \left[\frac{\sum_{\forall x_j \in C_k} (\sigma_j^+ + \sigma_j^-)}{m_k} \right] \right\} \quad (2.13)$$

Υπό τους περιορισμούς

$$U(x_j) - u_1 + \sigma_j^+ \geq \delta_1 \quad \forall x_j \in C_1 \quad (2.14)$$

$$\begin{aligned} U(x_j) - u_k + \sigma_j^+ &\geq \delta_1 \\ U(x_j) - u_{k-1} - \sigma_j^- &\leq -\delta_2 \end{aligned} \quad \forall x_j \in C_k (k = 2, 3, \dots, Q-1) \quad (2.15)$$

$$U(x_j) - u_{Q-1} - \sigma_j^- \leq -\delta_2 \quad \forall x_j \in C_Q \quad (2.16)$$

$$\begin{aligned} U(x^*) &= 1 \\ U(x_*) &= 0 \end{aligned} \quad (2.17)$$

$$u_k - u_{k-1} \geq s \quad \forall k = 1, 2, \dots, Q-2 \quad (2.18)$$

$$u_i(x_i) \text{ αύξουσες συναρτήσεις} \quad (2.19)$$

$$\sigma_j^+ \geq 0, \sigma_j^- \geq 0 \quad \forall j = 1, 2, \dots, m \quad (2.20)$$

Στους παραπάνω περιορισμούς, η σταθερά δ_1 είναι θετική ($\delta_1 \geq 0$) και χρησιμοποιείται για την αποφυγή περιπτώσεων $U(x_j) = u_k$ όταν $x_j \in C_k$. Η σταθερά δ_2 χρησιμοποιείται ώστε να εξασφαλιστούν οι αντίστοιχες ανισότητες. Η σταθερά s ορίζεται έτσι ώστε $s > \delta_1, \delta_2$ (δηλώνει την αυστηρή προτίμηση μεταξύ των ορίων χρησιμότητας που διακρίνουν τις κατηγορίες). Ως x^* και x_* συμβολίζονται αντίστοιχα τα διανύσματα με τις περισσότερες και τις λιγότερο προτιμητέες τιμές των κριτηρίων αξιολόγησης.

2.7.2. Μέθοδος ELECTRE

Αναφορικά με τις τεχνικές της θεωρίας σχέσεων υπεροχής, οι μέθοδοι ELECTRE, αρχικά χρησιμοποιούμενες από τον Roy (1968,1991), είναι από τις πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους υπεροχής (Yoon και Hwang,1995, Doumpos και Zorounidis, 2002).

Η μέθοδος ELECTRE, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πολυκριτήρια προβλήματα κατάταξης, όπου ο στόχος είναι η κατανομή των εναλλακτικών σε ένα σετ Q προσδιορισμένων ομάδων $C_1 \succ \dots \succ C_Q$, όπου \succ υποδηλώνει την σχέση προτίμησης (δηλαδή, η ομάδα C_1 αποτελείται από τις καλύτερες εναλλακτικές, ενώ η C_Q αποτελείται από τις χειρότερες). Τα μοντέλα πιστωτικής βαθμολόγησης, συνήθως αποτελούνται από δύο ομάδες που αντιπροσωπεύουν τις συνεπείς (ομάδα C_1) και τις ασυνεπείς (ομάδα C_2). Μπορούν επίσης να εφαρμοστούν και με περισσότερες ομάδες. Σε αυτή την περίπτωση, γίνεται η υπόθεση ότι οι ομάδες διακρίνονται από τα προφίλ (όρια ομάδων) r_1, \dots, r_{Q-1} . Κάθε προφίλ r_k είναι το χαμηλότερο όριο της ομάδας C_k και το υψηλότερο όριο της ομάδας C_{k+1} και ορίζεται ως ένα

πολυμεταβλητό διάνυσμα $r_k = (r_{k1}, \dots, r_{kn})$, όπου το r_{kj} υποδηλώνει το όριο της ομάδας για το κριτήριο j και n είναι ο αριθμός των κριτηρίων αξιολόγησης. Κάθε εναλλακτική i ορίζεται ως ένα πολυμεταβλητό διάνυσμα $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$, όπου x_{ij} είναι η απόδοση της εναλλακτικής i πάνω στο κριτήριο j . Στο πλαίσιο της πιστωτικής βαθμολόγησης, οι εναλλακτικές αντιστοιχούν στους πελάτες (επιχειρήσεις ή μεμονωμένα άτομα). Η κατανομή των εναλλακτικών στις προσδιορισμένες ομάδες βασίζεται στη σύγκριση τους με τα προφίλ για την επαλήθευση των σχέσεων υπεροχής $x_i \succ r_k$ και $r_k \succ x_i$, το οποίο προσδιορίζει εάν η εναλλακτική i είναι τουλάχιστον τόσο καλή όσο το προφίλ k και αντίστροφα.

Από τα ανωτέρω προκύπτουν οι ακόλουθες δύο περιπτώσεις:

- Απαισιόδοξη κατανομή: Η επιχείρηση i , ανήκει στην ομάδα των συνεπών εάν και μόνο εάν $x_i \succ r$, αλλιώς η επιχείρηση κατατάσσεται στην ομάδα των ασυνεπών.
- Αισιόδοξη κατανομή: Η επιχείρηση i ανήκει στην ομάδα των ασυνεπών εάν και μόνο εάν $r \succ x_i$, αλλιώς η επιχείρηση κατατάσσεται στην ομάδα των συνεπών.

Πρόσφατα, ο Hu (2009) παρουσίασε μια παρόμοια μεθοδολογία για την πρόβλεψη της πτώχευσης, συνδυάζοντας το πλαίσιο μοντελοποίησης των μεθόδων ELECTRE με ένα αλγόριθμο επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Παρόμοιες μελέτες, έχουν πραγματοποιηθεί και από τους Bose (2006) και Tseng και Lin (2005).

2.7.3. PROMETHEE

Η οικογένεια των μεθόδων PROMETHEE (Preference Ranking Organization Methods for Enrichment Evaluations) είναι κατάλληλες για την κατάταξη και την επιλογή των προβλημάτων, ιδιαίτερα οι Promethee I και II (Zorounidis και Doumpos, 2002a, Albadvi et al., 2007, Hermans et al., 2007). Δεδομένων δύο εναλλακτικών λύσεων a και b , ένας δείκτης προτίμησης $P(a,b)$ στις PROMETHEE μεθόδους, όπου το P σημαίνει μία αυστηρή σχέση προτίμησης, χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της αντοχής της προτίμησης a ως προς τη b . Όσο υψηλότερη είναι η ένταση, τόσο ισχυρότερη είναι η υποδεικνυόμενη προτίμηση. Το $P(a,b)$, αντιπροσωπεύει επίσης τη ροή από το a στο b . Αυτό σημαίνει ότι το $P(a,b)$ είναι μια αποχωρούσα ροή για το a αλλά μια εισερχόμενη ροή για το b . Περαιτέρω πληροφορίες, αναφορικά με τη μέθοδο PROMETHEE και τις εφαρμογές αυτής μπορεί κάποιος να αντλήσει στους Behzadian et al. (2010).

Οι Peng et al. (2011), χρησιμοποίησαν την μέθοδο PROMETHEE II, μαζί με δύο άλλες πολυκριτήριες μεθόδους (TOPSIS και VICOR), για την κατάταξη αλγορίθμων ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα της μελέτης τους, έδειξαν ότι ο συνδυασμός πολυκριτήριων μεθοδολογιών και τεχνικών ταξινόμησης, μπορεί να παρέχει περισσότερη πληροφόρηση στον αποφασίζοντα. Η κατά ζεύγη ταξινόμηση (PAIRCLAS) (Douplos και Zorounidis, 2004) αναπτύχθηκε βάσει των ροών της PROMETHEE II και εφαρμόστηκε στην αξιολόγηση των πιστωτικών κινδύνων που αποτελούνται από δύο κατηγορίες, τις επιχειρήσεις με χαμηλό πιστωτικό κίνδυνο (C_1) και τις επιχειρήσεις με υψηλό πιστωτικό κίνδυνο (C_2). Για ένα νέο πρότυπο, όσο υψηλότερη είναι η καθαρή ροή που προέρχεται από την έξοδο και την είσοδο ροών, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα να ενταχθεί στην κατηγορία C_1 . Δεδομένου ότι μόνο τα κριτήρια που συμφωνούν με την προτίμηση της a σε σχέση με την b συμβάλλουν στην $P(a,b)$. Η $P(a,b)$ είναι ένα μέτρο της δύναμης της συμφωνίας με την πρόταση " η a είναι αυστηρά καλύτερη από την b " (δηλαδή, aPb), χωρίς να λάβει υπόψη την ένταση των ενδείξεων εναντίον του aPb . Το P μπορεί έτσι να θεωρηθεί ως συνολική σχέση αντιστοιχίας.

Οι Corazza et al. (2015), χρησιμοποιούν την πολυκριτήρια μέθοδο MURAME (MULTicriteria RAnking MEthod), σε μεγάλο δείγμα ιταλικών επιχειρήσεων που έχουν αιτηθεί δανειοδότηση και το πρόβλημα έγκειται στη σωστή βαθμολόγηση και κατάταξη των επιχειρήσεων από μεριάς του τραπεζικού ιδρύματος. Η λειτουργία της μεθόδου, είναι παρεμφερή με τις ELECTRE και PROMETHEE.

2.7.4. The Multi-Group Hierarchical Discrimination Method (M.H.DIS)

Η μέθοδος M.H.DIS, είναι μια μη παραμετρική προσέγγιση βασισμένη στην πολυκριτήρια ανάλυση αποφάσεων και σε τεχνικές μαθηματικού προγραμματισμού.

Η διαδικασία, η οποία ακολουθείται για τη δημιουργία ενός μοντέλου αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου, είναι αυτή που περιγράφεται παρακάτω.

Αρχικά ένα σύνολο αναφοράς (A) που αποτελείται από m επιχειρήσεις (X_1, X_2, \dots, X_m), κατηγοριοποιείται σε Q προκαθορισμένες ομάδες $C_1 \succ C_2 \succ \dots \succ C_Q$ (όπου η C_1 είναι προτιμότερη της C_2 κ.ε.), και οι οποίες χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη του μοντέλου (μοντέλο εκπαίδευσης). Στην πιο συνηθισμένη περίπτωση, οι ομάδες είναι δύο (συνεπείς, ασυνεπείς). Οι επιχειρήσεις, αξιολογούνται με βάση n αριθμό κριτηρίων $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Η αξιολόγηση μιας επιχείρησης X σε ένα κριτήριο x_i , υποδηλώνεται ως x_{ix} . Τα κριτήρια μπορεί να είναι αύξουσες ή φθίνουσες προτίμησης. Η ανάπτυξη του μοντέλου ταξινόμησης υλοποιείται με στόχο να τηρείται όσο το δυνατόν περισσότερο η προκαθορισμένη ταξινόμηση. Σε αυτό το πλαίσιο, το αναπτυσσόμενο μοντέλο, θα πρέπει να είναι σε θέση να αναπαράγει την ταξινόμηση

των επιχειρήσεων που εξετάστηκαν στο δείγμα εκπαίδευσης. Εφόσον αυτό υλοποιηθεί, το μοντέλο μπορεί να επεκταθεί και να χρησιμοποιηθεί και για επιχειρήσεις οι οποίες δεν ανήκουν στο δείγμα εκπαίδευσης. Αυτή η τακτική είναι συνηθισμένη στην ανάπτυξη μοντέλων (π.χ. διακριτική ανάλυση, λογιστική παλινδρόμηση). Παρόμοιες τεχνικές χρησιμοποιούνται και στην οικογένεια των μεθόδων UTA (π.χ. UTADIS), όπως και στην ELECTRE-TRI (Mousseau και Slowinski, 1998).

Το κύριο χαρακτηριστικό της μεθόδου MHDIS κατά την ανάπτυξη των μοντέλων αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου, σε αντίθεση με άλλες μεθόδους, είναι ότι χρησιμοποιεί μια ιεραρχική διαδικασία κατά την κατάταξη των επιχειρήσεων σε προκαθορισμένες ομάδες. Συγκεκριμένα, η διαδικασία της διάκρισης που χρησιμοποιείται στην MHDIS, προχωρά σταδιακά στην ταξινόμηση των επιχειρήσεων, ξεκινώντας από την ομάδα C_1 (ομάδα χαμηλού κινδύνου). Σε πρώτο βήμα, οι επιχειρήσεις οι οποίες βρέθηκαν να ανήκουν στην ομάδα C_1 (σωστά ή λανθασμένα), εξαιρούνται από περαιτέρω ανάλυση. Ο στόχος του δεύτερου βήματος, είναι να εντοπίσει τις επιχειρήσεις που ανήκουν στην δεύτερη ομάδα C_2 . Με παρόμοιο τρόπο, η διαδικασία συνεχίζεται μέχρις ότου όλες οι επιχειρήσεις κατηγοριοποιηθούν στις προκαθορισμένες ομάδες. Ο αριθμός των βημάτων ισούται με $Q-1$ (όπου Q ο αριθμός των ομάδων).

Μια πιο αναλυτική παρουσίαση της μεθόδου αυτής, μπορεί να βρεθεί στους Zorounidis και Doumpos, 2000.

Η μέθοδος M.H.DIS, έχει χρησιμοποιηθεί σε διάφορες εφαρμογές (π.χ. εκτίμηση κινδύνου χώρας, Doumpos και Zorounidis, 2001, Wang et al., 2008). Παραδείγματα εργασιών που έχουν χρησιμοποιήσει την ανωτέρω μεθοδολογία για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου, μπορεί να βρεθεί στις ακόλουθες μελέτες (Doumpos και Zorounidis, 2002, Doumpos et al., 2002, Kosmidou et al., 2002, Liu και Feng, 2004, Pasiouras et al., 2007, Baena et al., 2014).

2.8. Λοιπές Τεχνικές

2.8.1. Μοντέλα Περιβάλλουσας Ανάλυσης Δεδομένων (DEA models)

Η DEA (data envelopment analysis), που αναπτύχθηκε από τους Charnes et al., (1978), είναι μια μη παραμετρική μεθοδολογία για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας καθενός από ένα σύνολο συγκρίσιμων μονάδων λήψης αποφάσεων (DMU), όπου η δομή των πολλαπλών εισόδων και εξόδων καθιστά δυσχερείς τις συγκρίσεις.

Στα τέλη του 1990, η Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (DEA) χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας (Simak, 1992, Troutt et al., 1996, Cielien και Vanhoof, 1999). Σε αντίθεση με τις ευρέως γνωστές MDA, LRA, NN προσεγγίσεις, η DEA απαιτεί μόνο εκ των υστέρων πληροφορίες, δηλαδή το σύνολο των παρατηρούμενων δεδομένων για τις μεταβλητές εισόδου και εξόδου, για τον υπολογισμό των βαθμολογιών πιστοληπτικής αξιολόγησης. Ο Yeh (1996) ήταν ένας από τους πρωτοπόρους που συνδύασε την DEA με τη χρήση χρηματοοικονομικών δεικτών. Χρησιμοποίησε την DEA για την αξιολόγηση τραπεζικών επιδόσεων. Απέδειξε ότι η DEA, σε συνδυασμό με την χρήση αριθμοδεικτών, μπορεί αποτελεσματικά να αθροίσει και να ανακατατάξει περίπλοκους δείκτες σε οικονομικές διαστάσεις που έχουν νόημα, οι οποίες επιτρέπουν στους αναλυτές να αποκτήσουν μια εικόνα για τις λειτουργικές στρατηγικές των τραπεζών. Οι Emel et al., (2003) πρότειναν μια μεθοδολογία αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας με βάση την DEA. Παρά το γεγονός ότι η προσέγγισή τους, η οποία εφαρμόζεται σε περιορισμένο αριθμό εμπορικών τραπεζών της Τουρκίας δεν είναι άμεσα συγκρίσιμη με τις συμβατικές στατιστικές αναλύσεις, εν τούτοις παρέχει κάποια αξιολογικά συμπεράσματα.

Η DEA μετατρέπει μια πολλαπλότητα των μέτρων εισροών και εκροών σε μια μονάδα χωρίς ενιαίο δείκτη απόδοσης που διαμορφώνεται ως δείκτης των συνολικών εκροών ως προς τις συνολικές εισροές. Εννοιολογικά, η DEA συγκρίνει τις παρατηρούμενες εκροές και εισροές των μονάδων απόφασης, προκειμένου να προσδιοριστούν οι σχετικές "βέλτιστες πρακτικές" για ένα επιλεγμένο σύνολο παρατηρήσεων. Με βάση αυτές τις βέλτιστες παρατηρήσεις, διαμορφώνεται ένα αποτελεσματικό σύνορο και μετριοούνται οι βαθμοί αποδοτικότητας των άλλων μονάδων σε σχέση με το αποτελεσματικό σύνορο. Ως εκ τούτου, στο πλαίσιο της βαθμολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, ο δείκτης απόδοσης μέσω της DEA μετρά τη σχετική επικινδυνότητα της πιστοληπτικής ικανότητας των επιχειρήσεων στο πλαίσιο ενός ενιαίου χαρτοφυλακίου (Emel et al., 2003). Αρκετά μοντέλα με βάση την Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (DEA) έχουν αναπτυχθεί για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου (Charnes et al., 1982, Kao και Liu, 2004, Paradi et al., 2004, Premachandra et al., 2009, Chiu et al., 2010, Psillaki et al., 2010, Avkiran, 2011, Premachandra et al., 2011).

Σε μερικές μελέτες, η DEA έχει χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με άλλες μεθοδολογίες (Ruggiero, 2004, Shanmugam και Johnson, 2007, Ching-Chiang et al., 2010).

Οι Bruni et al., (2009) καθώς και οι Bruni και Beraldi (2012) προτείνουν ένα νέο στοχαστικό μοντέλο DEA, για να ενισχυθεί η ποσοτική διαδικασία λήψης αποφάσεων κατά την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου με την ενσωμάτωση της αβεβαιότητας ως σχέση μεταξύ των ιστορικών πληροφοριών και των μελλοντικών πιστωτικών επιδόσεων, η οποία είναι μια κρίσιμη πτυχή σε μια προοπτική του πιστωτικού κινδύνου.

2.8.2. Συνδυαστικά μοντέλα μάθησης (Ensemble methods)

Τα τελευταία χρόνια, οι ensemble μέθοδοι, έγιναν άλλο ένα γόνιμο θέμα στο τομέα πρόβλεψης του πιστωτικού κινδύνου. Στη στατιστική και τη μηχανική μάθηση, η κατηγορία των μεθόδων ensemble, χρησιμοποιεί πολλαπλούς αλγορίθμους μάθησης ώστε να επιτευχθεί καλύτερη προβλεπτική ικανότητα από ό, τι θα μπορούσε να ληφθεί από οποιοδήποτε μεμονωμένο αλγόριθμο (Opitz και Maclin, 1999, Polikar, 2006, Rokach, 2010). Με άλλα λόγια, η ensemble είναι μια τεχνική που συνδυάζει πολλούς «αδύναμους αλγορίθμους μάθησης» σε μια προσπάθεια να παραχθεί ένας «ισχυρός αλγόριθμος μάθησης».

Αν και το πρωτοποριακό έργο ξεκίνησε από τους Bates και Granger (1969), η εφαρμογή της σε θέματα πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου, εμφανίστηκε πρώτα στους Jo και Han (1996).

Οι bagging και boosting είναι οι δύο πιο δημοφιλείς μέθοδοι που εφαρμόζουν ένα ενιαίο αλγόριθμο μάθησης σε διαφορετικές εκδόσεις του συνόλου των δεδομένων. Η τεχνική Bootstrap aggregation ή αλλιώς Bagging, η οποία ανήκει στην κατηγορία μεθόδων ensemble, αποτελεί τον συνδυασμό πολλαπλών μοντέλων ταξινόμησης. Είναι ένας μεθευρετικός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης, που έχει σχεδιαστεί για να βελτιώνει τη σταθερότητα και την ακρίβεια των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται στη στατιστική ταξινόμηση και παλινδρόμηση. Επίσης, μειώνει τη διακύμανση και βοηθά στην αποφυγή υπερπροσαρμογής (Breiman, 1996). Αποτελεί ακόμα ένα σημαντικό στατιστικό εργαλείο για την πραγματοποίηση αξιόπιστων στατιστικών εκτιμήσεων για οποιοδήποτε μέγεθος, ακόμα και σε περιπτώσεις όπου το διαθέσιμο δείγμα είναι μικρού μεγέθους.

Οι bagging και boosting (συμπεριλαμβανομένων των Ada-Boost) με βάση νευρωνικά δίκτυα (NN), εφαρμόστηκαν ευρέως σε έρευνες πρόβλεψης της επιχειρηματικής αποτυχίας όπως των West et al., (2005), Alfaro et al., (2008) και των Kim και Kang (2010). Διαπιστώθηκε ότι είχαν ικανότητα γενίκευσης ανώτερη από το ενιαίο μοντέλο NN.

2.9. Μέθοδοι Δειγματοληψίας

2.9.1. Δείγματα Εκπαίδευσης και Ελέγχου

Τα δείγματα των δεδομένων, συχνά χωρίζονται σε δείγματα εκπαίδευσης και ελέγχου με τυχαίο τρόπο. Τα δεδομένα εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία του μοντέλου πρόβλεψης, βασίζονται σε στατιστικές ή τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης. Τα δεδομένα ελέγχου χρησιμοποιούνται για να ελέγξουν την ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου και την ευρωστία

αυτού. Πολλές μελέτες (McKee και Greenstein,2000, Grice και Ingram,2001, Sarkar και Sriram, 2001, Jones και Hensher, 2004, Hwang et al., 2007), χρησιμοποιούν την ακρίβεια των δεδομένων ελέγχου για τη μέτρηση της αποτελεσματικότητας των μοντέλων, επειδή οι δοκιμές αυτές διασφαλίζουν την ανεξαρτησία των δεδομένων του δείγματος. Ωστόσο, η τυχαία διαίρεση του δείγματος σε εκπαίδευσης και ελέγχου μπορεί να οδηγήσει σε προβλήματα, καθιστώντας το συμπέρασμα λιγότερο πειστικό. Ως εκ τούτου, κάποιες μελέτες χρησιμοποιούν πληθώρα επαναλήψεων αναφορικά με το δείγμα εκπαίδευσης, για να αποκτήσουν περισσότερες ακρίβειες ελέγχου, έτσι ώστε η εφαρμογή να οδηγήσει σε πιο αντικειμενικά συμπεράσματα (Sun και Li, 2008, Sun et al., 2011, Li και Sun,2012).

Στον πίνακα 2.8, εμφανίζεται η αναλογία του αριθμού των παρατηρήσεων (εκπαίδευσης και ελέγχου), που έχουν χρησιμοποιηθεί σε σχετικές έρευνες.

Πίνακας 2.8. Αναλογία παρατηρήσεων στα δείγματα εκπαίδευσης και ελέγχου

Μελέτη	Δεδομένα Εκπαίδευσης (%)	Δεδομένα Ελέγχου (%)
Abdou et al., 2008	80	20
Boros et al., 2000	71	29
Hsieh, 2005	68	32
Tsai και Wu, 2008	70	30
Šušteršič et al., 2009	69	31
Setiono et al., 2008	67	33
Atiya, 2001	62	38
Sakprasat και Sinclair, 2007	50	50
Khashman, 2011	44	56

2.9.2. Προσέγγιση εκτός δείγματος (out-of-sample) και εκτός περιόδου (out-of-time)

Η απόδοση των στατιστικών μέτρων που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου, μπορεί να επηρεαστεί σε μεγάλο βαθμό από το δείγμα δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την επικύρωση του μοντέλου. Για την αποφυγή ενσωμάτωσης ανεπιθύμητων εξαρτήσεων από το δείγμα, τα ποσοτικά μοντέλα θα πρέπει να αναπτύσσονται και να επικυρώνονται χρησιμοποιώντας κάποιου είδους προσέγγιση εκτός δείγματος (out-of-sample) και εκτός περιόδου (out-of-time) αναφορικά με τα διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Ωστόσο, ακόμη και αυτή η φαινομενικά αυστηρή προσέγγιση μπορεί να δημιουργήσει ψευδείς εντυπώσεις για την αξιοπιστία ενός μοντέλου, αν δεν γίνει με σωστό τρόπο. Ο έλεγχος (hold – out), μπορεί εύκολα να αγνοήσει σημαντικά προβλήματα του μοντέλου, ιδιαίτερα όταν οι διαδικασίες μεταβάλλονται με την πάροδο του χρόνου, όπως συμβαίνει στην περίπτωση του πιστωτικού κινδύνου.

Στην εν λόγω παράγραφο θα γίνει περιγραφή των τεχνικών επικύρωσης που χρησιμοποιούνται στην προσέγγιση εκτός δείγματος (out-of-sample). Μια πρώτη προσέγγιση, αφορά την τυχαία επιλογή των δεδομένων επικύρωσης του μοντέλου από το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης. Αυτή η προσέγγιση, υποθέτει ότι οι ιδιότητες των δεδομένων παραμένουν σταθερές με την πάροδο του χρόνου (στατική διαδικασία). Επειδή τα δεδομένα επιλέγονται με τυχαίο τρόπο, η προσέγγιση αυτή επικυρώνει το μοντέλο σε όλο τον πληθυσμό των οφειλετών διατηρώντας την αρχική κατανομή του. Συνεχίζοντας, μια πολύ δημοφιλή διαδικασία επικύρωσης είναι η ακόλουθη. Αρχικά ορίζεται το χρονικό εύρος των δεδομένων (π.χ. 2000-2010). Στη συνέχεια γίνεται επιλογή των δεδομένων εκπαίδευσης που επιλέγονται για έτη πριν από κάποιο συγκεκριμένο χρονικό όριο και των δεδομένων επικύρωσης που επιλέγονται από το χρονικό αυτό όριο και μετέπειτα. Στο παράδειγμα που προαναφέραμε, τα δεδομένα εκπαίδευσης μπορούν να αφορούν τα έτη 2000-2006 και τα δεδομένα επικύρωσης τα έτη 2007-2010. Επειδή η επικύρωση του μοντέλου γίνεται με παρατηρήσεις εκτός περιόδου (out-of-time), οι υποθέσεις επικύρωσης είναι λιγότερο περιοριστικές από ό, τι στην προηγούμενη περίπτωση και η εξάρτηση από το χρόνο μπορεί να ανιχνευθεί με τη χρήση διαφορετικών μικρότερων δειγμάτων επικύρωσης. Ωστόσο, δεδομένου ότι το δείγμα των οφειλετών έχει δημιουργηθεί από τον αρχικό πληθυσμό με τυχαίο τρόπο, η προσέγγιση αυτή επικυρώνει επίσης το μοντέλο διατηρώντας την αρχική του κατανομή.

Μια τρίτη εκδοχή, αντιπροσωπεύει την περίπτωση κατά την οποία τα δεδομένα χωρίζονται σε σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου και δεν περιέχουν κοινές επιχειρήσεις. Σε αυτή την περίπτωση το σύνολο επαλήθευσης είναι «out-of-sample». Αν ο πληθυσμός του συνόλου εκπαίδευσης είναι διαφορετικός από εκείνον του συνόλου ελέγχου, τότε το σύνολο των δεδομένων ονομάζεται «out-of-universe». Ένα παράδειγμα αυτής της κατηγορίας είναι ένα μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί σε κατασκευαστικές εταιρείες, αλλά έχει ελεγχθεί σε άλλους τομείς της βιομηχανίας. Επειδή η χρονική φύση των δεδομένων δεν χρησιμοποιείται για την κατασκευή αυτού του τύπου του «out-of-sample» ελέγχου, η προσέγγιση αυτή επικυρώνει το μοντέλο ομοιογενώς στο χρόνο και δεν προσδιορίζει την χρονική εξάρτηση στα δεδομένα. Έτσι, η υπόθεση αυτής της διαδικασίας είναι ότι τα σχετικά χαρακτηριστικά του πληθυσμού δεν μεταβάλλονται με την πάροδο του χρόνου.

Τέλος, η πιο ευέλικτη διαδικασία και αυτή που θα πρέπει να προτιμάται ως μέθοδος δειγματοληψίας για μοντέλα πιστωτικής αξιολόγησης, είναι η ακόλουθη. Εκτός από την κατηγοριοποίηση με κριτήριο τον χρόνο, τα στοιχεία επίσης κατηγοριοποιούνται σε όλο τον εύρος του πληθυσμού των οφειλετών. Μη-επικαλυπτόμενα σύνολα μπορεί να επιλεγθούν ανάλογα με τις ιδιαιτερότητες του πληθυσμού των οφειλετών και τη σημασία αυτών (out-of-sample και out-of-universe δειγματοληψία). Ένα παράδειγμα αυτής της προσέγγισης μπορεί να είναι ένα μοντέλο το οποίο έχει δημιουργηθεί με στοιχεία κατασκευαστικών επιχειρήσεων για την περίοδο 2000-2007 και έχει ελεγχθεί σε ένα δείγμα του συνόλου των επιχειρήσεων λιανικής στην περίοδο 2008-2010.

Είναι συνηθισμένο η επικύρωση ενός μοντέλου εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου να βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα αθέτησης υποχρεώσεων. Ωστόσο, η επικύρωση ενός μοντέλου που βασίζεται αποκλειστικά και μόνο στις περιπτώσεις πρόβλεψης των αθετήσεων μπορεί να είναι προβληματική καθώς οι στατιστικοί έλεγχοι σε δείγματα με χαμηλά ποσοστά αθετήσεων συχνά έχουν εξαιρετικά χαμηλή ισχύ και, κατά συνέπεια, απαιτούν πολλές (μη διαθέσιμες) περιπτώσεις αθέτησης για να παράγουν αξιόπιστα αποτελέσματα. Μια λύση που συχνά εφαρμόζεται, είναι η χρήση μεγάλων χρονικών παρατηρήσεων (π.χ. δέκα ή είκοσι χρόνια δεδομένων) για τη δημιουργία μεγάλων συνόλων από δεδομένα (panel data).

Μια τέτοια προσέγγιση μπορεί να δημιουργήσει προβλήματα μεροληψίας κατά τη διαδικασία ελέγχου λόγω της μεγάλης χρονικής συσχέτισης των αποτελεσμάτων των μοντέλων και του μικρού αριθμού των ασυνεπών περιπτώσεων. Η χρονική συσχέτιση στα δεδομένα δεν μπορεί να αγνοηθεί, δεδομένου ότι παραβιάζει τις υποθέσεις πολλών κλασικών στατιστικών ελέγχων επίδοσης ενός μοντέλου (π.χ., έλεγχος Kolmogorov-Smirnov). Από την άλλη πλευρά, εάν το δείγμα ελέγχου περιλαμβάνει ένα σχετικά μικρό χρονικό διάστημα, οι έλεγχοι που βασίζονται σε αυτό το δείγμα μπορεί να αποβάλλουν λανθασμένα σχετικά ακριβή μοντέλα και να πιστοποιήσουν την ακρίβεια σχετικά «φτωχών» μοντέλων λόγω ανεπαρκών δεδομένων.

Επειδή οι περιπτώσεις ασυνέπειας είναι σπάνιες και τα αποτελέσματα των μοντέλων για συναπτά έτη συσχετίζονται σε μεγάλο βαθμό, είναι συχνά άσκοπο να δημιουργηθεί ένα μοντέλο χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων και, στη συνέχεια, να ελεγχθεί σε ένα ξεχωριστό "hold-out" σύνολο δεδομένων που αποτελείται από εντελώς ανεξάρτητα δεδομένα (προερχόμενα από διάφορους κλάδους). Ως εκ τούτου, τα περισσότερα πιστωτικά ιδρύματα αντιμετωπίζουν το εξής δίλημμα:

Εάν πάρα πολλές ασυνεπείς επιχειρήσεις μείνουν έξω από το σύνολο εκπαίδευσης, η εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου θα είναι αμφιλεγόμενη και πολύ πιθανό να προκύψει υπερπροσαρμογή.

Εάν πάρα πολλές ασυνεπείς επιχειρήσεις μείνουν έξω από το σύνολο ελέγχου, καθίσταται εξαιρετικά δύσκολο να αξιολογηθεί η πραγματική επίδοση του μοντέλου λόγω σοβαρών περιορισμών στη στατιστική ισχύ.

Υπό το πρίσμα αυτών των προβλημάτων, μια αποτελεσματική προσέγγιση είναι ο εξορθολογισμός της εμπειρίας ασυνέπειας του δείγματος, με το συνδυασμό εκτός χρόνου και εκτός δείγματος ελέγχων. Η διαδικασία αυτή αναφέρεται συχνά στη βιβλιογραφία ως έλεγχος εμπρόσθιου βαδίσματος ("walk-forward" testing). Περαιτέρω πληροφορίες σχετικά με την λειτουργία του εν λόγω ελέγχου μπορούν να βρεθούν στη μελέτη του Stein (2002).

2.9.3. Δειγματοληψίες μέσα σε ένα κλάδο και μεταξύ διαφορετικών κλάδων

Για να εξασφαλιστεί ένα ικανοποιητικό μέγεθος δείγματος, οι περισσότερες έρευνες χρησιμοποιούν δείγματα διαφόρων κλάδων, στο οποίο κάθε «προβληματική εταιρεία» συνδυάζεται με μια «υγιή» από τον ίδιο κλάδο αλλά διαφορετικά ζεύγη μπορούν να ανήκουν σε διαφορετικούς κλάδους. Ορισμένες μελέτες εξετάζουν επίσης τον αντίκτυπο του κλάδου στις μοντελοποιήσεις πρόβλεψης της επιχειρηματικής αποτυχίας. Οι Platt και Platt (1991), έδειξαν ότι μοντέλο που είχε εκπαιδευτεί σε έναν κλάδο ήταν συχνά αναποτελεσματικό για την πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας άλλων κλάδων. Οι Grice και Ingram (2001) μελέτησαν την ευαισθησία του μοντέλου του Altman, και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι το μοντέλο που είχε εκπαιδευτεί μόνο με δείγματα βιομηχανικού κλάδου είχε σημαντικά μεγαλύτερη ακρίβεια από ό, τι το μοντέλο που εκπαιδεύτηκε με δείγματα τόσο του βιομηχανικού όσο και άλλων κλάδων.

Υπάρχουν μελέτες που επικεντρώνονται στην μοντελοποίηση του πιστωτικού κινδύνου, για ένα συγκεκριμένο κλάδο, όπως οι κατασκευές (Zhang et al.,1999), το λιανικό εμπόριο (Hu και Ansell, 2007, 2009), τα ξενοδοχεία (Li και Sun,2012), τα εστιατόρια (Kim και Urpeja, 2014). Επειδή, οι διάφοροι κλάδοι αντιμετωπίζουν διαφορετικά επίπεδα ανταγωνισμού, η πιθανότητα πιστωτικού κινδύνου μπορεί να διαφέρει για τις επιχειρήσεις διαφορετικών κλάδων (Kim και Urpeja, 2014). Εφόσον ένα μοντέλο κατασκευαστεί με δεδομένα ενός συγκεκριμένου κλάδου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί με μεγαλύτερη ακρίβεια για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου του εν λόγω κλάδου.

2.9.4. Δειγματοληψία ισορροπημένων και μη ισορροπημένων δειγμάτων

Οι περισσότερες έρευνες χρησιμοποιούν ισορροπημένα δείγματα «υγιών» και μη «υγιών» επιχειρήσεων (Leshno και Spector,1996, Jo και Han,1996, Park και Han,2002, Shin et al.,2005, Sun και Li,2008, Sun και Li,2011). Ωστόσο, ο Zmijewski (1984), έδειξε ότι εάν η αναλογία του δείγματος των προβληματικών σε σχέση με τις μη προβληματικές παρεκκλίνει από τις πραγματικές συνθήκες του πληθυσμού, αυτό οδηγεί σε στρέβλωση της ικανότητας πρόβλεψης του μοντέλου. Συγκεκριμένα, το ποσοστό των προβληματικών δειγμάτων σχετίζεται αρνητικά με το ποσοστό σφάλματος τύπου I (να αναγνωρίσει τις προβληματικές ως μη προβληματικές), ενώ σχετίζεται θετικά με το ποσοστό σφάλματος τύπου II (να αναγνωρίσει τις μη προβληματικές, ως προβληματικές). Δηλαδή, εάν το ποσοστό των προβληματικών παρατηρήσεων, είναι υψηλότερο από ότι στο πραγματικό πληθυσμό, αυτό θα οδηγήσει στην υποεκτίμηση του τύπου I σφάλματος και την υπερεκτίμηση του σφάλματος τύπου II, και αντίστροφα (McKee και Greenstein,2000, Grice και Ingram,2001, Sarkar και Sriram,2001, Jones και Hensher, 2004, Hwang et al.,2007) .

Οι παραπάνω μελέτες δεν λαμβάνουν μέτρα αντιμετώπισης για μη ισορροπημένα σύνολα εκπαίδευσης, αλλά συντονίζουν τα κατώφλια (cut-offs) των μοντέλων για τη διασφάλιση της απόδοσης πρόβλεψης για τα ασύμμετρα σύνολα εκπαίδευσης. Μια τέτοια προσέγγιση έχει τον περιορισμό ότι το cut-off σημείο θα πρέπει να καθοριστεί πριν από την πρόβλεψη, η οποία είναι ένα δύσκολο έργο στον πραγματικό κόσμο, και η απόδοση πρόβλεψης θα είναι χαμηλή εάν το cut-off όριο δεν έχει ρυθμιστεί σωστά.

Οι Papageorgiou et al. (2008), εξετάζουν κατά πόσο η χρήση ισορροπημένων δειγμάτων οδηγεί σε πιο ακριβή μοντέλα. Για το σκοπό αυτό δημιουργούν 50 ισορροπημένα δείγματα, τα οποία περιλαμβάνουν όλες τις ασυνεπείς και αντίστοιχο αριθμό τυχαία επιλεγμένων συνεπών επιχειρήσεων. Τα αποτελέσματα κατέδειξαν ότι η χρήση ισορροπημένων δειγμάτων δεν οδηγεί στην ανάπτυξη πιο αποτελεσματικών μοντέλων.

Οι Li και Sun (2012), χρησιμοποίησαν μια μέθοδο υπερδειγματοληψίας για τη δημιουργία νέων δειγμάτων μειοψηφίας ώστε να γίνει το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης ισορροπημένο, και διαπίστωσαν ότι το μοντέλο που κατασκευάστηκε με τα διορθωμένα ισορροπημένα στοιχεία εκπαίδευσης ξεπέρασαν σημαντικά το μοντέλο που είχε εκπαιδευτεί στο αρχικό σύνολο μη ισορροπημένων δεδομένων. Στην πραγματικότητα, υπάρχουν διάφορες μέθοδοι δειγματοληψίας που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αντιμετώπιση του προβλήματος των μη ισορροπημένων συνόλων δεδομένων.

Οι Crone και Finlay (2012), εφάρμοσαν μεθόδους υπό και υπέρ δειγματοληψίας για την εξισορρόπηση των αρχικά μη ισορροπημένων συνόλων δεδομένων πιστωτικής βαθμολόγησης. Έδειξαν ότι η υπέρ-δειγματοληψία αυξάνει σημαντικά την ακρίβεια σε σχέση με την υπό-δειγματοληψία σε όλους τους αλγορίθμους και η λογιστική παλινδρόμηση είναι λιγότερο ευαίσθητη στην προεργασία εξισορρόπησης σε σχέση με την διακριτική ανάλυση και τα δένδρα αποφάσεων.

2.9.5. Χρονικό Πλαίσιο Πρόβλεψης

Η ακρίβεια της εκτίμησης της πιθανότητας αθέτησης, είναι ένα βασικό ζήτημα για προληπτικούς λόγους, δεδομένου ότι επιτρέπει στα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα να καθορίσουν το ποσό του κεφαλαίου που απαιτείται για την κάλυψη των πιστωτικών ζημιών. Οι περισσότερες από τις μελέτες, αναφέρονται στα ποσοστά ακρίβειας που επιτυγχάνονται ένα έτος πριν από την αποτυχία. Όμως, η ακρίβεια αυτής της εκτίμησης, σε μεσοπρόθεσμο ορίζοντα (μεταξύ 2 και 5 ετών) είναι επίσης σημαντική δεδομένου ότι οι κίνδυνοι που προκύπτουν για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα εξακολουθούν να υπάρχουν έως τη λήξη των οφειλών των πελατών τους. Ωστόσο, τις περισσότερες φορές, τα παραδοσιακά μοντέλα που χρησιμοποιούνται για να κάνουν μεσοπρόθεσμες προβλέψεις οδηγούν σε ακρίβειες οι οποίες φθίνουν με την πάροδο των ετών. Μια πιθανή εξήγηση αυτής της αδυναμίας έγκειται στο γεγονός ότι τα μοντέλα αυτά θεωρούν ως αποτυχία κάτι που βασίζεται σε μια λανθασμένη υπόθεση. Δεδομένου ότι τα μοντέλα αυτά βασίζονται σε ερμηνευτικές μεταβλητές που μετρώνται σε μια μοναδική χρονική περίοδο, υποθέτουν ότι η διαδικασία πτώχευσης είναι η ίδια για όλες τις εταιρείες, και ως συνέπεια ότι τα προειδοποιητικά σημάδια της αποτυχίας εμφανίζονται με τον ίδιο τρόπο, την ίδια στιγμή και με το ίδιο μέγεθος για όλες τις επιχειρήσεις (Laitinen, 1991).

Για να βελτιώσουν την προβλεπτική ικανότητα ενός μοντέλου στο να προβλέπει σωστά την επιβίωση των επιχειρήσεων όχι μόνο σε χρονικό ορίζοντα ενός έτους, αλλά σε 2 με 3 έτη, ή ακόμα περισσότερο, ορισμένοι ερευνητές χρησιμοποιούν μέτρα διακύμανσης των χρηματοοικονομικών δεικτών στην πάροδο των ετών (Altman et al., 1977, Dambolena και Khouury, 1980). Άλλοι σχεδιάζουν μοντέλα πολλαπλών περιόδων (Berg, 2007, Gepp και Kumar, 2008), που χρησιμοποιούν δείκτες που υπολογίζονται στη διάρκεια αρκετών διαδοχικών ετών. Κάποιοι άλλοι (Du Jardin και Severin, 2011, 2012) προσπαθούν να αναπαραστήσουν τις διαφορετικές διαδρομές που ακολουθούν οι επιχειρήσεις κατά τη διάρκεια της ζωής τους, που τις ονομάζουν τροχιές - κάποιες από τις οποίες οδηγούν σε πτώχευση, κάποιες άλλες όχι - ώστε να προβλέψουν τη μελλοντική πορεία τους. Ωστόσο, η μέθοδος αυτή έχει ένα σημαντικό μειονέκτημα, επειδή απαιτεί ένα σημαντικό αριθμό ιστορικών δεδομένων. Πράγματι, τα μοντέλα είναι σχεδιασμένα με τη χρήση χρηματοοικονομικών δεικτών που συλλέγονται για αρκετά συναπτά έτη, ενώ στον πραγματικό κόσμο, τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα δεν είναι σε θέση να συλλέγουν τόσα πολλά δεδομένα, είτε επειδή ορισμένες εταιρείες που χρήζουν διερεύνησης είναι πολύ νέες ή επειδή τα δεδομένα δεν είναι εύκολα διαθέσιμα. Στον πίνακα 2.9, παρουσιάζονται κάποιες αντιπροσωπευτικές μελέτες, που έχουν γίνει κατά την τελευταία δεκαετία και έχουν υπολογίσει την πιθανότητα της χρηματοοικονομικής αποτυχίας, για περίοδο μεγαλύτερη του ενός έτους.

Πίνακας 2.9. Ακρίβεια πιθανότητας αποτυχίας για περίοδο μεγαλύτερη του ενός έτους

Μελέτες	Ακρίβεια Ταξινόμησης (%)		
	-1 έτος	-2 έτη	-3 έτη
Atiya (2001)	74.60	66.70	
Berg (2007)	78.40	76.00	73.20
Brabazon και Keenan (2004)	80.70	72.00	66.00
Brabazon και O'Neill (2004)	76.70	73.30	56.70
Charalambous et al., (2000)	82.60	73.30	70.90
Charitou et al., (2004)	83.30	76.20	75.00
Dakovic et al., (2010)	90.10	89.50	89.30
Dewaeljeys και Hulle (2006)	90.10		74.60
Gepp και Kumar (2008)	95.40	93.00	90.50
Hu και Ansell (2007)	92.70	89.40	88.20
Hu και Chen (2011)	86.20	76.90	70.50
Korol (2013)	96.20	88.70	
Laitinen και Laitinen (2001)	74.70	65.30	
Lin et al., (2014)	81.40	75.10	66.80
Nam και Jinn (2000)	84.40	76.10	76.10
Pompe και Bilderbeek (2005)	80.00	70.00	68.00
Quek et al., (2009)	92.40	90.90	
Sun et al., (2011)	97.20	87.20	72.50
Xiao et al., (2012)		87.80	69.00
Zhu et al., (2007)	86.40	72.20	
Zopounidis και Doumpos (2002b)	63.20	57.90	63.20

Πηγή: Du Jardin, 2014

2.9.6. Αριθμός Μεταβλητών

Μια περιοχή που φαίνεται να έχει μικρή επίδραση στην προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων είναι ο αριθμός των παραγόντων που λαμβάνονται υπόψη στο μοντέλο. Μοντέλα που χρησιμοποίησαν δύο παράγοντες είχαν προβλεπτική ακρίβεια κοντά στο 90%. Μοντέλα που χρησιμοποίησαν μεγαλύτερο αριθμό παραγόντων είχαν συγκρίσιμες ακρίβειες. Για παράδειγμα, το μοντέλο των Jo et al. (1997), που χρησιμοποίησε 57 παράγοντες απέδωσε 86 % ακρίβεια και το μοντέλο του Arpetiti (1984) που χρησιμοποίησε 47 παράγοντες για την ταξινόμηση των εταιρειών είχε ακρίβεια 92%. Ως εκ τούτου, ένας υψηλότερος αριθμός παραγόντων δεν εγγυάται πάντοτε υψηλότερη προβλεπτική ικανότητα. Στον πίνακα 2.10, παρουσιάζονται μια σειρά χρηματοοικονομικών δεικτών και λοιπών στοιχείων, που έχουν χρησιμοποιηθεί σε πληθώρα μελετών αναφορικά με την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου.

Πίνακας 2.10. Μεταβλητές με μεγάλη συχνότητα εμφάνισης σε μελέτες εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Α/Α	Δείκτες και Λοιπά Στοιχεία	Τύπος
1	Κεφάλαιο Κίνησης/ Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	Ρευστότητα
2	Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού	Ρευστότητα
3	Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	Ρευστότητα
4	Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού	Αποδοτικότητα
5	Σύνολο Ενεργητικού / Καθαρή Θέση ²⁰	Αποδοτικότητα
6	Αποσβέσεις / Πάγιο Ενεργητικό	Αποδοτικότητα
7	Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού	Φερεγγυότητα
8	Κέρδη προ Τόκων Φόρων / Χρηματοοικονομικά Έξοδα	Φερεγγυότητα
9	Σύνολο Υποχρεώσεων / Ίδια Κεφάλαια	Φερεγγυότητα
10	Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Καθαρή Θέση	Φερεγγυότητα
11	Χρηματοοικονομικά Έξοδα / Πωλήσεις	Κερδοφορία
12	Μεικτά κέρδη / Πωλήσεις	Κερδοφορία
13	Κέρδη προ Φόρων Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού	Κερδοφορία
14	Καθαρά Κέρδη / Πωλήσεις	Κερδοφορία
15	Καθαρά Κέρδη / Ίδια Κεφάλαια	Κερδοφορία
16	Κέρδη προ Φόρων / Σύνολο Υποχρεώσεων	Κερδοφορία
17	Κέρδη προ Φόρων Τόκων/ Πωλήσεις	Κερδοφορία
18	Πωλήσεις Επιχείρησης / Πωλήσεις Κλάδου	Πληροφορίες Εκτός Ισολογισμού
19	Μέγεθος Επιχείρησης	Πληροφορίες Εκτός Ισολογισμού
20	Εξαγωγική Δραστηριότητα	Πληροφορίες Εκτός Ισολογισμού
21	Δυναμική Ανταγωνιστών	Πληροφορίες Εκτός Ισολογισμού

²⁰ Καθαρή Θέση = Σύνολο Ενεργητικού - Σύνολο Υποχρεώσεων

Κεφάλαιο 3. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση Μοντέλων Βασιζόμενα σε στοιχεία Αγοράς

Στο εν λόγω κεφάλαιο, γίνεται ανασκόπηση των κυριότερων μοντέλων πιστωτικού κινδύνου που βασίζονται σε στοιχεία της αγοράς καθώς και σύγκριση αυτών (πλεονεκτήματα / μειονεκτήματα) με μοντέλα που περιγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

3.1. Εισαγωγή

Η θεωρία αποτίμησης δικαιωμάτων προαίρεσης των Black και Scholes (1973) και Merton (1974) συμβαδίζει με τη θεωρία της κεφαλαιακής διάρθρωσης των Modigliani και Miller (1958). Η διάρθρωση του κεφαλαίου μπορεί να γίνει κατανοητή ως ένα δικαίωμα προαίρεσης (option). Έτσι, μπορεί κανείς να καθορίσει την αξία των ιδίων κεφαλαίων μιας επιχείρησης σε σχέση με την υποκείμενη αξία της αγοράς της επιχείρησης.

Στην περίπτωση όπου οι υποχρεώσεις μιας επιχείρησης αποτελούνται από ένα απλό κουπόνι με ονομαστική αξία (D) το οποίο λήγει σε ένα χρόνο, η επιχείρηση θα πρέπει να προβεί σε μια καταβολή ίση με D , σε ένα χρόνο, αλλιώς θα καταστεί ασυνεπής. Από το ανωτέρω προκύπτει το ακόλουθο ερώτημα: «Υπό ποιες συνθήκες η επιχείρηση θα καταστεί ασυνεπής, ως προς την πληρωμή των υποχρεώσεών της;». Εάν η αξία των στοιχείων του ενεργητικού της είναι μεγαλύτερη από D , η επιχείρηση θα αποπληρώσει τις υποχρεώσεις της, ενώ στην περίπτωση που η αξία των στοιχείων του ενεργητικού είναι μικρότερη από το D , η επιχείρηση θα αθετήσει τις υποχρεώσεις και θα προτιμήσει να παραδώσει τα περιουσιακά της στοιχεία στο δανειστή. Πιο απλά, η επιχείρηση θα αθετήσει τις υποχρεώσεις και τα ίδια κεφάλαια θα είναι άχρηστα, εάν τα περιουσιακά στοιχεία αξίζουν λιγότερο από D σε ένα χρόνο, και η επιχείρηση δεν θα αθετήσει τις υποχρεώσεις και τα ίδια κεφάλαια θα αξίζουν τη διαφορά μεταξύ της αξίας των περιουσιακών στοιχείων και του D , εάν τα περιουσιακά στοιχεία αξίζουν περισσότερο από D σε ένα χρόνο.

Με άλλα λόγια, τα ίδια κεφάλαια της επιχείρησης είναι ένα δικαίωμα προαίρεσης αγοράς για τα περιουσιακά στοιχεία της επιχείρησης, όπου η τιμή άσκησης και η ωριμότητα δίνονται από την ονομαστική αξία και την ωριμότητα του χρέους.

Θα μπορούσε να γίνει εκτίμηση των ιδίων κεφαλαίων της εν λόγω επιχείρησης, αν ήταν γνωστή η ονομαστική αξία και η περίοδο ωρίμανσης του χρέους, η αξία των περιουσιακών στοιχείων σήμερα και η μεταβλητότητα των στοιχείων του ενεργητικού. Στην περίπτωση αυτή θα μπορούσε να γίνει χρήση του μοντέλου των Black-Scholes σχετικά με την αποτίμηση των δικαιωμάτων προαίρεσης. Για πιο περίπλοκες καταστάσεις το ανωτέρω μοντέλο δεν θα λειτουργούσε, θα μπορούσε όμως να χρησιμοποιηθεί μια γενική προσέγγισή του για την λήψη μιας τιμής για το μετοχικό κεφάλαιο της επιχείρησης.

Από τη σκοπιά της ανάλυσης της πιστοληπτικής ικανότητας, το ενδιαφέρον σημείο είναι ότι η αθέτηση μπορεί να θεωρηθεί ως αποτυχία άσκησης ενός δικαιώματος.

3.2. Το μοντέλο Black-Scholes Merton (BSM)

Το υπόδειγμα αποτίμησης δικαιωμάτων προαίρεσης των Black και Scholes (1973) και Merton (1974) (εφεξής BSM) υπονοεί μια άμεση σύνδεση μεταξύ των τιμών των ιδίων κεφαλαίων και του πιστωτικού κινδύνου. Την στιγμή που τα ίδια κεφάλαια αντιμετωπίζονται ως ένα δικαίωμα προαίρεσης επί των περιουσιακών στοιχείων μιας εταιρείας, η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων μπορεί να εξαχθεί από την εγγύτητα της αξίας των περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης ως προς την αξία των υποχρεώσεών της, καθώς και τη μεταβλητότητα των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης. Αν και ο χαρακτηρισμός των υποχρεώσεων και των ιδίων κεφαλαίων ως ενδεχόμενων απαιτήσεων επί των περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης δεν είναι νέος, η χρήση αυτής της δομής για τον υπολογισμό του κινδύνου αθέτησης είναι μια πιο πρόσφατη εξέλιξη με αιχμή του δόρατος την εμπορική επιτυχία του εργαλείου της KMV Corporation για τον υπολογισμό του κινδύνου αθέτησης βάσει των ιδίων κεφαλαίων²¹.

Στο πλαίσιο BSM, μια επιχείρηση θεωρείται ότι έχει μια απλή δομή χρέους, η οποία αποτελείται από μια απλή υποχρέωση L που πρέπει να πληρωθεί στο χρόνο T . Από χρηματοοικονομική άποψη, μια επιχείρηση θεωρείται ότι αθετεί τις υποχρεώσεις της, εάν η αγοραία αξία των περιουσιακών της στοιχείων (A) κατά το χρόνο T είναι χαμηλότερη από το L (δηλαδή, εάν τα περιουσιακά στοιχεία της επιχείρησης, δεν είναι αρκετά για να καλύψουν το χρέος). Σε αυτό το πλαίσιο, οι μέτοχοι έχουν την επιλογή να αποπληρώσουν το χρέος της επιχείρησης, εάν η επιχείρηση είναι βιώσιμη οικονομικά. Η αξία αυτής της επιλογής αντιστοιχεί στην αγοραία αξία των ιδίων κεφαλαίων της επιχείρησης (δηλαδή, την κεφαλαιοποίηση, E). Σύμφωνα με αυτή τη ρύθμιση, το μοντέλο αποτίμησης δικαιωμάτων προαίρεσης των Black-Scholes περιγράφει τη σχέση που συνδέει την αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης, το χρέος της, και την αξία της καθαρής θέσης:

$$E = A\Phi\left(\frac{\ln(A/L) + (r + \sigma^2/2)T}{\sigma\sqrt{T}}\right) - Le^{-rT}\Phi\left(\frac{\ln(A/L) + (r - \sigma^2/2)T}{\sigma\sqrt{T}}\right) \quad (3.1)$$

²¹ Η KMV Corporation (γνωστή τώρα ως Moody's KMV), παρουσίασε πρώτη από όλους μια προσέγγιση για τη μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου με βάση το ιστορικό αθετήσεων των επιχειρήσεων με μια δεδομένη άνευ-κινδύνου πιθανότητα αθέτησης

όπου r είναι το άνευ-κινδύνου επιτόκιο, σ είναι η μεταβλητότητα των αποδόσεων των στοιχείων του ενεργητικού (δηλαδή, η τυπική απόκλιση της μεταβολής των στοιχείων στην πάροδο του χρόνου), και το $\Phi(\cdot)$ αντιπροσωπεύει την αθροιστική κανονική κατανομή.

Επιπλέον, σύμφωνα με την υπόθεση του Merton ότι τα ίδια κεφάλαια μιας επιχείρησης είναι συνάρτηση των στοιχείων του ενεργητικού η ακόλουθη εξίσωση μπορεί να προέρθει από το λήμμα του Ito (Hull,2011):

$$\sigma_E = \frac{\sigma A \Phi(d_1)}{E} \quad (3.2)$$

όπου σ_E είναι η τυπική απόκλιση των αποδόσεων των μετοχών της επιχείρησης. Οι εξισώσεις (3.1) και (3.2) μπορούν να λυθούν ταυτόχρονα με αναλυτικές ή επαναληπτικές διαδικασίες για την εκτίμηση της αγοραίας αξίας των περιουσιακών στοιχείων (A) και της μεταβλητότητας (σ) του ποσοστού αλλαγής των στοιχείων ενεργητικού κατά την πάροδο του χρόνου (Hillegeist et al.,2004, Vassalou και Xing,2004). Στη συνέχεια, η πιθανότητα αθέτησης (PD) κατά το χρόνο T , ορίζεται από την πιθανότητα ότι η αγοραία αξία των περιουσιακών στοιχείων κατά το χρόνο T είναι κάτω από το σημείο αθέτησης L :

$$PD = \Pr(A < L) = \Phi \left(- \frac{\ln \frac{A}{L} + (\mu - 0.5\sigma^2)T}{\sigma\sqrt{T}} \right) \quad (3.3)$$

όπου μ είναι ο μέσος ρυθμός μεταβολής του A κατά την πάροδο του χρόνου.

3.2.1. Κριτικές και επεκτάσεις

Το κύριο πλεονέκτημα του μοντέλου είναι ότι επιτρέπει την άμεση εφαρμογή της θεωρίας των ευρωπαϊκών δικαιωμάτων προαίρεσης των Black και Scholes (1973). Αλλά για να γίνει αυτό, θα πρέπει το μοντέλο να κάνει τις απαραίτητες υποθέσεις για να προσαρμόσει την δυναμική της διαδικασίας αποτίμησης του ενεργητικού της επιχείρησης, των επιτοκίων και της διάρθρωσης των κεφαλαίων σύμφωνα με τις απαιτήσεις του μοντέλου των Black-Scholes. Οι επεκτάσεις που έχουν γίνει σε αυτό το μοντέλο εισαγάγουν πιο ρεαλιστικές υποθέσεις που προσπαθούν να καταλήξουν σε ένα μοντέλο που δεν είναι πολύ δύσκολο να εφαρμοστεί και με τουλάχιστον αριθμητικά εφικτές λύσεις για την έκφραση της αξίας του χρέους και των πιθανοτήτων αθέτησης. Ο ίδιος ο Merton (1974) παρουσιάζει κάποιες επεκτάσεις του μοντέλου,

προκειμένου να μπορέσει να χρησιμοποιηθεί για τα ομόλογα με κουπόνι, εξαγοράσιμα ομόλογα, στοχαστικά επιτόκια και να μετριάσει τις παραδοχές που κάνει το θεώρημα Modigliani-Miller²².

Ένα πρόβλημα του μοντέλου είναι ο περιορισμός ότι η αθέτηση των υποχρεώσεων θα πραγματοποιηθεί στη λήξη της περιόδου αποπληρωμής του χρέους, αποκλείοντας το ενδεχόμενο πρόωρης πτώχευσης. Ένα άλλο μειονέκτημα του μοντέλου, είναι ότι η συνηθισμένη δομή των κεφαλαίων μιας επιχείρησης είναι πολύ πιο περίπλοκη από ό, τι ένα ομόλογο με μηδενικό κουπόνι (Geske 1977, 1979).

Η υπόθεση μιας σταθερής και επίπεδης δομής των επιτοκίων είναι μια ακόμα από τις μεγάλες επικρίσεις που έχει λάβει το μοντέλο (Jones et al., 1984). Μεταγενέστερες μελέτες, υποστηρίζουν ότι η εισαγωγή στοχαστικών επιτοκίων, επιτρέπει την εισαγωγή συσχέτισης μεταξύ της αξίας του ενεργητικού της επιχείρησης και του βραχυπρόθεσμου επιτοκίου με αποτέλεσμα την βελτίωση των επιδόσεων των αντίστοιχων μοντέλων (Ronn και Verma, 1986, Nielsen et al., 1993, Longstaff και Schwartz, 1995, Briys και De Varenne, 1997, Hsu, et al., 2004, Tudela και Young, 2005, Benos και Papanastasopoulos, 2007, Covitz, και Downing, 2007, Jakubík, 2007, Schaefer και Strebulaev, 2008, Duan και Fulop, 2009, Bielecki et al., 2009, Liao et al., 2009, Ali και Daly, 2010, Tang και Yan, 2010).

3.3. Πρώτη γενιά Δομικών Μοντέλων

Εκτός από το μοντέλο του Merton (1974), τα πρώτης γενιάς δομικά μοντέλα περιλαμβάνουν αυτά των Black και Cox (1976), Geske (1977) και Vasicek (1984), μεταξύ άλλων. Κάθε ένα από αυτά τα μοντέλα προσπαθεί να τελειοποιήσει το αρχικό πλαίσιο του Merton με την αφαίρεση μιας ή περισσότερων από τις μη ρεαλιστικές υποθέσεις.

- Black-Cox (1976):

Σε αυτή την προσέγγιση η πτώχευση συμβαίνει όταν η αξία του ενεργητικού της επιχείρησης πέσει κάτω από ένα ορισμένο όριο. Σε αντίθεση με την προσέγγιση του Merton, η αθέτηση των υποχρεώσεων μπορεί να συμβεί ανά πάσα στιγμή. Η μελέτη των Black και Cox (1976) είναι η πρώτη από την ονομαζόμενη ομάδα «Μοντέλα Πρώτου Περάσματος», (First Passage Models). Τα εν λόγω μοντέλα καθορίζουν την αποτυχία ως την πρώτη φορά που η αξία

²² Το 1958, οι Modigliani και Miller με το θεώρημα «Modigliani-Miller» απέδειξαν ότι το συνολικό κόστος κεφαλαίου και η τιμή της μετοχής μιας επιχείρησης, δεν επηρεάζονται από τη σύνθεση των μακροπρόθεσμων πηγών χρηματοδότησης της. Οι επιχειρήσεις δεν έχουν λόγο να χρησιμοποιούν δανεικά κεφάλαια. Το θεώρημα αυτό αποτελεί την βάση της σύγχρονης σκέψης σχετικά με τη κεφαλαιακή διάρθρωση, αν και γενικά θεωρείται ως ένα καθαρά θεωρητικό αποτέλεσμα, δεδομένου ότι αποβάλλει πολλούς σημαντικούς παράγοντες για την απόφαση της κεφαλαιακής διάρθρωσης. Το θεώρημα δηλαδή υποστηρίζει ότι, σε μια τέλεια αγορά, το πόσο μια επιχείρηση χρηματοδοτείται είναι άσχετο με την αξία της.

του ενεργητικού της επιχείρησης φτάνει ένα κατώτερο όριο, επιτρέποντας την αποτυχία να πραγματοποιηθεί ανά πάσα στιγμή.

- Geske (1977)

Το μοντέλο που προτάθηκε από τον Geske αντιμετωπίζει τα ίδια κεφάλαια ως σύνθετο δικαίωμα προαίρεσης. Κάθε φορά που η εταιρεία αντιμετωπίζει μια πληρωμή κουπονιού, οι μέτοχοι εξετάζουν αν αξίζει τον κόπο να πληρώσουν το κουπόνι. Ως εκ τούτου, το τοκομερίδιο καταβάλλεται μόνον εφόσον η εταιρεία έχει μια θετική αξία για τους μετόχους. Διαφορετικά, οι μέτοχοι θα αποφασίσουν να μην πληρώσουν το κουπόνι και η εταιρεία οδηγείται προς αθέτηση των υποχρεώσεων της.

- Vasicek (1984)

Το μοντέλο εισάγει τη διάκριση μεταξύ βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων υποχρεώσεων.

Μεταγενέστερες μελέτες

Τα δομικά μοντέλα θεωρούν τα επιτόκια τόσο ως μη στοχαστικές διεργασίες (Black και Cox 1976, Geske, 1977, Leland, 1994, Leland και Toft, 1996) αλλά και ως στοχαστικές διεργασίες (Ronn και Verma, 1986, Kim et al., 1993, Longstaff και Schwartz, 1995, Hull και White, 1995, Briys και De Varenne, 1997, Hsu et al., 2004)²³.

Στα μοντέλα πρώτου περάσματος, μεταγενέστερες μελέτες εισήγαγαν την στοχαστική διαδικασία των επιτοκίων και το στοχαστικό όριο αθέτησης των υποχρεώσεων. Το όριο αθέτησης των υποχρεώσεων μπορεί περαιτέρω να ταξινομηθεί ως ένα εξωγενές ή ενδογενές φράγμα αθέτησης των υποχρεώσεων. Οι Kim et al., 1993 και οι Longstaff και Schwartz, 1995, υποθέτουν ένα εξωγενές σταθερό όριο αθέτησης των υποχρεώσεων. Οι Hsu et al., 2004, επεκτείνουν το μοντέλο των Longstaff και Schwartz και υποθέτουν ότι το όριο αθέτησης των υποχρεώσεων είναι μια στοχαστική διαδικασία. Εναλλακτικά, οι Leland, 1994 και οι Leland και Toft, 1996 υποθέτουν μη στοχαστικά επιτόκια, αλλά ενδογενώς καθορισμένο φράγμα αθέτησης των υποχρεώσεων, ως αποτέλεσμα της σταθερής διάρθρωσης του χρέους και της προσπάθειας

²³ Παραθέτουμε εδώ μια λίστα με μελέτες σχετικά με επεκτάσεις και βελτιώσεις των δομικών μοντέλων όπως επισημαίνουν οι Eom, Helwege και Huang (2004) “Βλέπε για παράδειγμα Black και Cox (1976), Bryis και De Varenne (1997), Goldstein et al., (2001), Ho και Singer (1982), Kim et al., (1993), Leland (1994, 1998), Nielsen, et al., ((1993), Titman και Torous (1989). Anderson και Sundaresan (1996), Mella-Barral και Perraudin (1997) οι οποίοι ενσωματώνουν στρατηγικές πτωχεύσεις σε παραδοσιακά δομικά μοντέλα. Βλ. επίσης Acharya και Carpenter (2002), Acharya et al., (1999), Anderson et al., (1996), Fan και Sundaresan (2000), Huang (1997). Duffie και Lando (2001) οι οποίοι λαμβάνουν υπόψη ατελείς λογιστικές πληροφορίες. Ο Garbade (1999) εξετάσει την διοικητική διακριτική ευχέρεια. Οι Huang και Huang (2002) και ο Zhou (2001), ενσωματώνουν «άλματα».

των μετόχων να επιλέξουν το προεπιλεγμένο όριο το οποίο μεγιστοποιεί την αξία της επιχείρησης.

Στον αντίποδα, υπάρχουν και κάποια μειονεκτήματα που αφορούν τα προαναφερθέντα μοντέλα. Πρώτον, γίνεται η υπόθεση ότι η αθέτηση των υποχρεώσεων μιας επιχείρησης πραγματοποιείται μόνο κατά τη λήξη του χρέους, κάτι το οποίο δεν ισχύει τις περισσότερες φορές. Δεύτερον, σε περιπτώσεις πολύπλοκων δομών κεφαλαίου (περισσότερες από μια κατηγορίες χρέους), γίνεται η υπόθεση ότι τα χρέη εξοφλούνται με τη σειρά αρχαιότητάς τους, κάτι το οποίο συχνά παραβιάζεται (Franks και Torous, 1994). Επιπλέον, η χρήση της λογαριθμικής κατανομής στο βασικό μοντέλο του Merton έχει την τάση να υπερεκτιμά τα ποσοστά ανάκτησης σε περίπτωση αθέτησης των υποχρεώσεων.

3.4. Δεύτερη Γενιά Δομικών Μοντέλων

Σε απάντηση των δυσκολιών που προαναφέρθηκαν, μια εναλλακτική προσέγγιση αναπτύχθηκε, η οποία υιοθετεί ακόμα το αρχικό πλαίσιο του Merton όσον αφορά τη διαδικασία αθέτησης των υποχρεώσεων, αλλά, ταυτόχρονα, αφαιρεί μία από τις μη ρεαλιστικές υποθέσεις του μοντέλου του Merton, δηλαδή, ότι η αθέτηση μπορεί να συμβεί μόνο στη λήξη του χρέους, όταν τα περιουσιακά στοιχεία της επιχείρησης δεν είναι πλέον επαρκή για να καλύψουν τις υποχρεώσεις. Αντί αυτού, γίνεται η υπόθεση ότι η αθέτηση των υποχρεώσεων, μπορεί να συμβεί ανά πάσα στιγμή μεταξύ της έκδοσης και της ωριμότητας του χρέους και ότι η αθέτηση ενεργοποιείται όταν η αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης φθάνει σε ένα κατώτερο όριο.

Τα μοντέλα αυτά περιλαμβάνουν τις μελέτες των Kim et al., (1993), Nielsen et al., (1993), Hull και White (1995), Longstaff και Schwartz (1995). Σύμφωνα με αυτά τα μοντέλα, το ποσοστό ανάκτησης, σε περίπτωση αθέτησης των υποχρεώσεων είναι εξωγενές και ανεξάρτητο από την αξία του ενεργητικού της επιχείρησης. Γενικά ορίζεται ως ένα σταθερός δείκτης του ανεξόφλητου χρέους και είναι επομένως ανεξάρτητο από την πιθανότητα αθέτησης. Για παράδειγμα, οι Longstaff και Schwartz (1995) υποστηρίζουν ότι, εξετάζοντας την ιστορία των αθετήσεων των υποχρεώσεων και τα ποσοστά ανάκτησης για διάφορες κλάσεις του χρέους των εξεταζόμενων επιχειρήσεων, μπορεί κανείς να σχηματίσει μια αξιόπιστη εκτίμηση του ποσοστού ανάκτησης. Στο μοντέλο τους, επιτρέπουν μια στοχαστική χρονική διάρθρωση των επιτοκίων και συσχέτιση μεταξύ αθέτησης των υποχρεώσεων και των επιτοκίων. Θεωρούν ότι η συσχέτιση αυτή μεταξύ του κινδύνου αθέτησης και του επιτοκίου έχει σημαντική επίδραση στις ιδιότητες των πιστωτικών spreads. Αυτή η προσέγγιση απλοποιεί την πρώτη κατηγορία μοντέλων από τον εξωγενή προσδιορισμό των ταμειακών ροών σε επικίνδυνο χρέος, σε περίπτωση αθέτησης των υποχρεώσεων και απλουστεύει τη διαδικασία της αθέτησης. Το τελευταίο συμβαίνει όταν η αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης φτάνει κάποια εξωγενώς καθορισμένα όρια.

3.4.1. Μειονεκτήματα

Παρά τις βελτιώσεις σε σχέση με τον αρχικό πλαίσιο του Merton, τα δεύτερης γενιάς διαρθρωτικά μοντέλα εξακολουθούν να υποφέρουν από τα τρία βασικά μειονεκτήματα, τα οποία αντιπροσωπεύουν τους βασικούς λόγους πίσω από τη σχετικά φτωχή εμπειρική τους απόδοση. Πρώτον, εξακολουθούν να απαιτούν εκτιμήσεις για τις παραμέτρους της αξίας των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης, η οποία δεν είναι παρατηρήσιμη. Πράγματι, σε αντίθεση με την τιμή της μετοχής στον τύπο των Black-Scholes για την αποτίμηση δικαιωμάτων προαίρεσης, η τρέχουσα αγοραία αξία μιας επιχείρησης δεν είναι εύκολο να παρατηρηθεί. Δεύτερον, τα διαρθρωτικής μορφής μοντέλα δεν μπορούν να ενσωματώσουν τις αλλαγές αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας που συμβαίνουν αρκετά συχνά για την εταιρικά χρέη. Τα περισσότερα εταιρικά ομόλογα υποβάλλονται σε πιστωτικές υποβαθμίσεις πριν πραγματικά αθετήσουν τις υποχρεώσεις τους. Κατά συνέπεια, οποιοδήποτε μοντέλο του πιστωτικού κινδύνου, θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη την αβεβαιότητα που σχετίζεται με τις αλλαγές αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, καθώς και την αβεβαιότητα σχετικά με την αθέτηση των υποχρεώσεων. Τέλος, τα περισσότερα δομικά μοντέλα υποθέτουν ότι η αξία της επιχείρησης είναι συνεχής στο χρόνο. Ως αποτέλεσμα, ο χρόνος αθέτησης των υποχρεώσεων μπορεί να προβλεφθεί ακριβώς πριν αυτό συμβεί και, ως εκ τούτου, όπως υποστήριζαν οι Duffie και Lando (2001), δεν υπάρχουν “ξαφνικές εκπλήξεις”.

Με άλλα λόγια, χωρίς επαναλήψεις σε μια «διαδικασία άλματος», η πιθανότητα αθέτησης μιας επιχείρησης είναι γνωστή με βεβαιότητα.

3.5. Μοντέλα Μειωμένης Μορφής (Reduced Form Models)

Η προσπάθεια να ξεπεραστούν τα προαναφερθέντα μειονεκτήματα των μοντέλων δομικής μορφής, προκάλεσαν την εμφάνιση των μειωμένης μορφής μοντέλων (Litterman και Iben, 1991, Madan και Unal, 1995, Jarrow και Turnbull, 1995, Jarrow et al., 1997, Lando, 1998, Duffie, 1998, Duffie και Singleton, 1999). Σε αντίθεση με τα διαρθρωτικής μορφής μοντέλα, τα μειωμένης μορφής μοντέλα δεν θεωρούν την ασυνέπεια συνάρτηση της αξίας της επιχείρησης και δεν απαιτούν την εκτίμηση των παραμέτρων που σχετίζονται με την αξία της επιχείρησης για την εφαρμογή τους. Επιπλέον, τα μειωμένης μορφής μοντέλα εισάγουν ξεχωριστές συγκεκριμένες υποθέσεις σχετικά με τη δυναμική τόσο της πιθανότητας αθέτησης όσο και του ποσοστού ανάκτησης. Οι μεταβλητές αυτές μοντελοποιούνται ανεξάρτητα από τα διαρθρωτικά χαρακτηριστικά της επιχείρησης και τη μεταβλητότητα των περιουσιακών της στοιχείων.

Σε γενικές γραμμές, τα μειωμένης μορφής μοντέλα υποθέτουν ένα εξωγενές ποσοστό ανάκτησης που είναι ανεξάρτητο από την πιθανότητα αθέτησης. Σε κάθε στιγμή, υπάρχει κάποια πιθανότητα μια επιχείρηση να αθετήσει τις υποχρεώσεις της. Αυτή η πιθανότητα και το ποσοστό

ανάκτησης, σε περίπτωση αθέτησης των υποχρεώσεων μπορεί να διαφέρουν στοχαστικά μέσα στο χρόνο. Οι στοχαστικές διαδικασίες καθορίζουν την τιμή του πιστωτικού κινδύνου.

Τα μοντέλα μειωμένης μορφής διαφέρουν ριζικά από τα διάρθρωτικά μοντέλα στο βαθμό προβλεψιμότητας της αθέτησης, καθώς μπορούν να συμπεριλάβουν αθετήσεις που είναι «ξαφνικές εκπλήξεις». Ένα τυπικό υπόδειγμα μειωμένης μορφής, υποθέτει ότι μια εξωγενής τυχαία μεταβλητή οδηγεί στην αθέτηση και ότι η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων σε οποιοδήποτε χρονικό διάστημα είναι μη μηδενική. Η αθέτηση εμφανίζεται όταν η τυχαία μεταβλητή υφίσταται μία διακριτή μετατόπιση στο επίπεδο. Τα μοντέλα αυτά αντιμετωπίζουν τις αθετήσεις ως απρόβλεπτα γεγονότα Poisson. Ο χρόνος κατά τον οποίο η διακριτή μετατόπιση θα συμβεί, δεν μπορεί να προβλεφθεί, βάσει των πληροφοριών που διατίθενται σήμερα.

Τα μειωμένης μορφής μοντέλα διαφέρουν μεταξύ τους από τον τρόπο με τον οποίο παραμετροποιείται το ποσοστό ανάκτησης. Για παράδειγμα, οι Jarrow και Turnbull (1995) υποθέτουν ότι, σε περίπτωση αθέτησης, ένα ομόλογο θα έχει τιμή αγοράς ίση με ένα εξωγενώς προσδιοριζόμενο ποσοστό ενός άνευ κινδύνου ομολόγου.

Ο Duffie (1998) υποθέτει ότι, σε περίπτωση αθέτησης, ο κάτοχος ενός ομολόγου γνωστής ονομαστικής αξίας λαμβάνει μια σταθερή πληρωμή, ανεξάρτητα από το επίπεδο κουπονιού ή την ωριμότητα, και το ίδιο κλάσμα της ονομαστικής τους αξίας, όπως κάθε άλλο ομόλογο της ίδιας παλαιότητας.

Οι Duffie και Singleton (1999) ανέπτυξαν στη συνέχεια ένα μοντέλο που, όταν η αξία της αγοράς σε περίπτωση αθέτησης (δηλαδή, ποσοστό ανάκτησης) ορίζεται εξωγενώς, επιτρέπει κλειστής μορφής λύσεις για τη δομή των πιστωτικών περιθωρίων. Το μοντέλο τους επιτρέπει επίσης, για ένα τυχαίο ποσοστό ανάκτησης που εξαρτάται από την προ αθέτησης αξία του ομολόγου.

Χρησιμοποιώντας το πλαίσιο των Duffie και Singleton (1999), ο Duffie (1999) διαπίστωσε ότι αυτά τα μοντέλα έχουν δυσκολία να εξηγήσουν την παρατηρούμενη χρονική διάρθρωση των πιστωτικών περιθωρίων μεταξύ των επιχειρήσεων και των διαφόρων κατηγοριών πιστωτικού κινδύνου. Ειδικότερα, τέτοια μοντέλα έχουν δυσκολίες στην παραγωγή τόσο σχετικά επίπεδων διαφορών αποδόσεων όταν οι επιχειρήσεις έχουν χαμηλό πιστωτικό κίνδυνο, όσο και πιο απότομων αποδόσεων των spreads όταν οι επιχειρήσεις έχουν υψηλότερο πιστωτικό κίνδυνο.

3.6. Μοντέλα αγοράς που χρησιμοποιούνται από πιστωτικά ιδρύματα

3.6.1. Πιστωτικά Μοντέλα Value-at-Risk (VaR)

Κατά το δεύτερο ήμισυ της δεκαετίας του 1990, οι τράπεζες άρχισαν να αναπτύσσουν μοντέλα πιστωτικού κινδύνου με στόχο τη μέτρηση της δυνητικής ζημίας ενός χαρτοφυλακίου, εντός συγκεκριμένου χρονικού ορίζοντα (συνήθως ένα έτος). Σύμφωνα με το Σύμφωνο της Βασιλείας II, οι τράπεζες πρέπει να ανακοινώνουν τις ημερήσιες προβλέψεις τους σχετικά με τους κινδύνους στις αρμόδιες νομισματικές αρχές, χρησιμοποιώντας ένα ή περισσότερα μοντέλα κινδύνου για την μέτρηση της αξίας σε κίνδυνο (Value-at-Risk, VaR). Οι εκτιμήσεις αυτών των μοντέλων χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό των κεφαλαιακών απαιτήσεων και των συναφών κεφαλαιακών δαπανών, εξαρτώμενες εν μέρει από τον αριθμό των προηγούμενων παραβάσεων, τις περιπτώσεις δηλαδή όπου οι πραγματοποιηθείσες ζημιές υπερέβαιναν την εκτιμώμενη VaR. Οι McAleer et al. (2010) προτείνουν μια εναλλακτική προσέγγιση για την επιλογή του κατάλληλου μοντέλου για την πρόβλεψη της VaR, που αποτελείται από τον συνδυασμό εναλλακτικών μοντέλων κινδύνου και την σύγκριση συντηρητικών και επιθετικών στρατηγικών για την επιλογή μεταξύ των μοντέλων VaR.

Η VaR ορίζεται ως μια εκτίμηση της πιθανότητας και του μεγέθους της δυνητικής ζημίας που θα πρέπει να αναμένεται σε μια δεδομένη περίοδο και η οποία τα τελευταία χρόνια, είναι ένα κλασσικό εργαλείο για τη διαχείριση του κινδύνου (βλ Jorion (2000) για περαιτέρω λεπτομέρειες). Κατά την τελευταία δεκαετία έχει υπάρξει ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον τόσο από την ακαδημαϊκή αλλά και την επιχειρηματική κοινότητα, αναφορικά με την σύγκριση εναλλακτικών μοντέλων για τον προσδιορισμό του τρόπου μέτρησης της VaR, ειδικά για τα μεγάλα χαρτοφυλάκια των χρηματοοικονομικών περιουσιακών στοιχείων.

Η VaR παραπέμπει στο κατώτερο όριο του διαστήματος εμπιστοσύνης για μια (υπό όρους) μέση τιμή, η οποία μπορεί απλά να λεχθεί ότι είναι «η χειρότερη περίπτωση σε μια κλασσική ημέρα». Εάν το ενδιαφέρον έγκειται στην μοντελοποίηση της τυχαίας μεταβλητής, Y_t , θα μπορούσε να αναλυθεί ως εξής:

$$Y_t = E(Y_t | F_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (3.4)$$

αυτή η ανάλυση, δηλώνει ότι το Y_t περιλαμβάνει ένα προβλέψιμο στοιχείο, $E(Y_t | F_{t-1})$, το οποίο είναι η υπό όρους μέση τιμή, καθώς και ένα τυχαίο στοιχείο το ε_t . Η μεταβλητότητα του Y_t και κατά συνέπεια η κατανομή του, καθορίζεται από τη μεταβλητότητα του ε . Εάν υποθεθεί ότι το ε ακολουθεί μια υπό συνθήκη κατανομή όπως η ακόλουθη:

$$\varepsilon_t \sim D(\mu_t, \sigma_t^2) \quad (3.5)$$

όπου μ_t και σ_t είναι οι υπό συνθήκη μέση τιμή και τυπική απόκλιση του ε_t αντίστοιχα, αυτές μπορούν να εκτιμηθούν χρησιμοποιώντας παραμετρικές, ημι-παραμετρικές ή μη-παραμετρικές μεθόδους.

Το όριο VaR για την Y_t , μπορεί να υπολογιστεί ως ακολούθως:

$$VaR_t = E(Y_t | F_{t-1}) - \alpha \sigma_t \quad (3.6)$$

όπου α είναι η οριακή τιμή που προέρχεται από την κατανομή του ε_t ώστε να λάβει το κατάλληλο επίπεδο εμπιστοσύνης (Chang et al., 2011). Είναι πιθανό το σ_t να αντικατασταθεί από εναλλακτικούς εκτιμητές της υπό συνθήκη τυπικής απόκλισης με στόχο την εύρεση μιας κατάλληλης VaR (για περισσότερες πληροφορίες μπορεί κάποιος να δει τις μελέτες των Li et al. (2002) και McAleer (2005)). Στην κατηγορία των μοντέλων που κάνουν χρήση της VaR περιλαμβάνονται τα ακόλουθα: α) CreditMetrics της JP Morgan (Gupton et al., 1997), β) CreditRisk+ (1997) προϊόν της Credit Suisse First Boston International, γ) Credit Portfolio View της McKinsey (Wilson 1998), δ) Credit Portfolio Manager της KMV, καθώς και το ε) Risk Manager της Kamakura.

Τα μοντέλα Credit VaR μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο κύριες κατηγορίες: (1) μοντέλα λειτουργίας αθέτησης, default models (DM) και (2) mark-to-market (MTM) μοντέλα.

Στην πρώτη κατηγορία, ο πιστωτικός κίνδυνος ταυτίζεται με τον κίνδυνο αθέτησης και υιοθετείται μια δυωνυμική προσέγγιση. Ως εκ τούτου, μόνο δύο πιθανά γεγονότα λαμβάνονται υπόψη: η αθέτηση των υποχρεώσεων και η επιβίωση. Το τελευταίο περιλαμβάνει όλες τις πιθανές αλλαγές της φερεγγυότητας του δανειολήπτη, που τεχνικά ονομάζονται πιστωτικές μεταναστεύσεις. Στα DM μοντέλα, οι πιστωτικές ζημιές προκύπτουν μόνο όταν συμβεί αθέτηση. Από την άλλη πλευρά, τα MTM μοντέλα είναι πολυωνυμικά, δηλαδή οι απώλειες προκύπτουν όταν συμβαίνουν αρνητικές πιστωτικές μεταναστεύσεις. Οι δύο προσεγγίσεις διαφέρουν ουσιαστικά αναφορικά με το μέγεθος των δεδομένων που είναι αναγκαίο για να λειτουργήσουν: περιορισμένα στην περίπτωση των μοντέλων αθέτησης, πολύ μεγαλύτερα στην περίπτωση mark-to-market μοντέλων.

Στη συνέχεια θα παρουσιαστεί το μοντέλο EDF της Moody's KMV και η εφαρμογή αυτού σε μη-εισηγμένες εταιρείες, που αποτελεί μια εμπορική εφαρμογή του μοντέλου των Black Scholes και Merton (BSM).

3.6.2. Το μοντέλο EDF

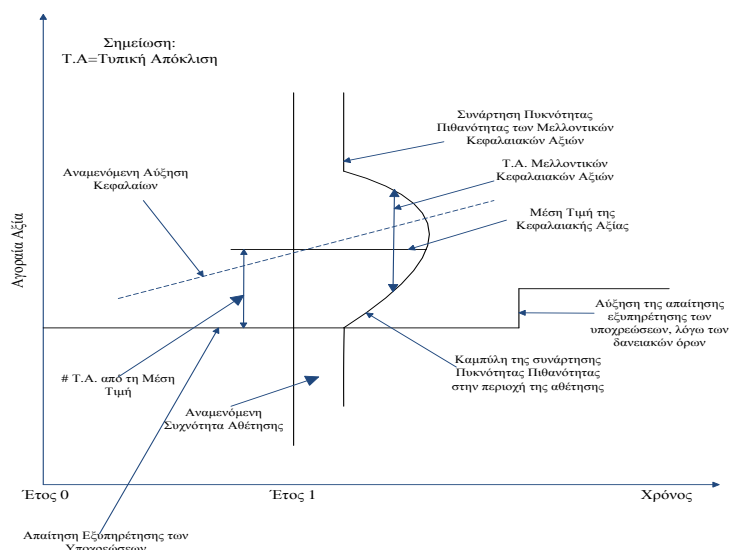
Η KMV (Kealhofer, McQuown και Vasicek) το 1995 δημιούργησε μια προσέγγιση για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης μιας επιχείρησης που βασίζεται εννοιολογικά στην

προσέγγιση του Merton. Καθορίζει μια αναμενόμενη συχνότητα αθέτησης, (Expected Default Frequency, EDF) για μια εταιρεία χρησιμοποιώντας τρία στάδια. Στο πρώτο στάδιο, η αξία της αγοράς και η μεταβλητότητα της επιχείρησης υπολογίζονται από την αγοραία αξία της μετοχής, τη μεταβλητότητα της μετοχής και τη λογιστική αξία των υποχρεώσεων. Στο δεύτερο βήμα, το σημείο αθέτησης της επιχείρησης υπολογίζεται από τις υποχρεώσεις της επιχείρησης. Επίσης, η αναμενόμενη αξία της επιχείρησης προσδιορίζεται από την τρέχουσα αξία της επιχείρησης. Χρησιμοποιώντας αυτές τις δύο τιμές, καθώς και τη μεταβλητότητα της επιχείρησης, κατασκευάζεται ένα μέτρο που αντιπροσωπεύει τον αριθμό των τυπικών αποκλίσεων από την αναμενόμενη αξία της επιχείρησης στο σημείο αθέτησης (η απόσταση από την αθέτηση). Τέλος, μια εμπειρική χαρτογράφηση κατασκευάζεται μεταξύ της απόστασης από την αθέτηση και του επιτοκίου υπερημερίας, με βάση την ιστορική εμπειρία αθέτησης των εταιρειών με διαφορετικές τιμές απόστασης από την αθέτηση των υποχρεώσεων.

Στην περίπτωση των μη-εισηγμένων εταιρειών, όπου οι τιμές των μετοχών και των δεδομένων πτώχευσης δεν είναι γενικά διαθέσιμες, η KMV χρησιμοποιεί ουσιαστικά την ίδια προσέγγιση με την εκτίμηση της αξίας και τη μεταβλητότητα της επιχείρησης απευθείας από τα παρατηρούμενα χαρακτηριστικά της και τα λογιστικά της δεδομένα. Οι εκτιμήσεις, όμως, βασίζονται σε δεδομένα εισηγμένων εταιρειών. Πιο συγκεκριμένα, η μεταβλητότητα των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης διαμορφώνεται ως συνάρτηση του μεγέθους των πωλήσεων, του κλάδου και του ενεργητικού. Δεδομένου ότι η μεταβλητότητα έχει ήδη εκτιμηθεί για τις εισηγμένες εταιρείες, η συνεισφορά από το μέγεθος των πωλήσεων, του κλάδου, και του μεγέθους του ενεργητικού καθορίζονται από μια πολυμεταβλητή στατιστική τεχνική. Η σχέση αυτή εφαρμόζεται στη συνέχεια στα χαρακτηριστικά μιας μη-εισηγμένης επιχείρησης για να γίνει μια εκτίμηση της μεταβλητότητας του ενεργητικού της. Για την χρησιμοποίηση του ανωτέρου μοντέλου, θα πρέπει να γίνει η παραδοχή ότι οι μη εισηγμένες επιχειρήσεις συμπεριφέρονται πανομοιότυπα με τις εισηγμένες εταιρείες, όταν κάποιος λαμβάνει υπόψη τις επιπτώσεις από το μέγεθος, τον κλάδο και την χώρα.

Το σημείο εκκίνησης του μοντέλου KMV είναι αυτό όπου η αγοραία αξία μιας επιχείρησης πέσει κάτω από ένα ορισμένο επίπεδο, οπότε η εταιρεία θα αθετήσει τις υποχρεώσεις της (βλ. Σχήμα 3.1).

Στο σχήμα 3.1, η αξία της επιχείρησης, αναμένεται σε μια δεδομένη μελλοντική ημερομηνία, να έχει μια κατανομή πιθανοτήτων, που χαρακτηρίζεται από την αναμενόμενη τιμή και την τυπική απόκλιση (μεταβλητότητα). Η περιοχή κάτω από την κατανομή που αντιπροσωπεύει τις λογιστικές υποχρεώσεις της επιχείρησης, είναι η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων. Όπως μπορεί να φανεί, αυτή η τιμή πιθανότητας εξαρτάται από το σχήμα της κατανομής.



Σχήμα 3.1. Σχηματική Απεικόνιση μοντέλου KMV

Στην προηγούμενη ανάλυση, έγινε αποδεκτό ότι η επιχείρηση θα αθετήσει τις υποχρεώσεις της, όταν η συνολική αγοραία αξία φτάσει τη λογιστική αξία των υποχρεώσεων της. Σε εκείνο το σημείο, η αξία της θα επαρκεί μόνο για να εξοφλήσει τις υποχρεώσεις της. Με βάση την εμπειρική ανάλυση των αθετήσεων, η KMV διαπίστωσε ότι το πιο συχνό σημείο αθέτησης των υποχρεώσεων είναι ίσο με τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις συν 50 τοις εκατό των μακροπρόθεσμων υποχρεώσεων.

Ο αριθμός των τυπικών αποκλίσεων που η αξία του ενεργητικού πρέπει να μειωθεί προκειμένου να επιτευχθεί το σημείο αθέτησης ονομάζεται «απόσταση από την αθέτηση».

Μαθηματικά, αυτό μπορεί να εκφραστεί ως:

$$\begin{aligned} \text{Απόσταση από την αθέτηση} = & (\text{αναμενόμενη αγοραία αξία των περιουσιακών στοιχείων} - \\ & \text{σημείο αθέτησης}) / (\text{αναμενόμενη αγοραία αξία των στοιχείων του ενεργητικού} - \\ & \text{* (μεταβλητότητα των περιουσιακών στοιχείων)}) \end{aligned} \quad (3.7)$$

Η απόσταση-από-την αθέτηση είναι ένα κανονικοποιημένο μέτρο και έτσι μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη σύγκριση μίας εταιρείας με μια άλλη. Μια βασική παραδοχή της προσέγγισης της KMV είναι ότι όλες οι σχετικές πληροφορίες για τον προσδιορισμό του σχετικού κινδύνου αθέτησης των υποχρεώσεων περιέχουν την αναμενόμενη αγοραία αξία των περιουσιακών στοιχείων, το σημείο αθέτησης και τη μεταβλητότητα του ενεργητικού. Διαφορές που οφείλονται στον κλάδο, το μέγεθος, κλπ. υποτίθεται ότι εντάσσονται στα μέτρα αυτά, κυρίως σε αυτό της μεταβλητότητας του ενεργητικού.

3.7. Πρόσφατες μελέτες αναφορικά με μοντέλα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου

Όπως έχει αναφερθεί σε προηγούμενη ενότητα, το Σύμφωνο της Βασιλείας (Basel Committee on Banking Supervision, 2006) υποχρεώνει τους τραπεζικούς οργανισμούς να προβαίνουν σε εκτίμηση των κεφαλαιακών απαιτήσεων τους έναντι του πιστωτικού κινδύνου.

Συνήθως χρησιμοποιούνται δύο διαφορετικές προσεγγίσεις: α) μια τυποποιημένη προσέγγιση (standardized approach) που βασίζεται στις αξιολογήσεις που παράγονται από εξωτερικούς οργανισμούς και β) μια εσωτερική προσέγγιση (Internal Ratings Based, IRB), η οποία επιτρέπει στα ιδρύματα να εφαρμόζουν τα δικά τους εσωτερικά υποδείγματα για τον υπολογισμό των κεφαλαιακών απαιτήσεων έναντι του πιστωτικού κινδύνου. Για το σκοπό αυτό, τα ιδρύματα πρέπει να εκτιμήσουν τις βασικές παραμέτρους που καθορίζουν τον πιστωτικό κίνδυνο ενός χρηματοοικονομικού περιουσιακού στοιχείου: (i) την πιθανότητα αθέτησης σε ορίζοντα 1 έτους (probability of default, PD), (ii) την ζημιά σε περίπτωση αθέτησης (loss-given-default, LGD) και (iii) την έκθεση στην περίπτωση αθέτησης (exposure at default, EAD). Η LGD είναι το κεφάλαιο που χάνει ένα χρηματοπιστωτικό ίδρυμα, όταν ο οφειλέτης καθίσταται ασυνεπής, το οποίο εκφράζεται ως κλάσμα της EAD.

Στη βιβλιογραφία, συχνά η ζημιά σε περίπτωση αθέτησης εκφράζεται από το ποσοστό ανάκτησης (recovery rate, RR). Οι ακριβείς εκτιμήσεις των δυνητικών ζημιών είναι απαραίτητες για την αποτελεσματική κατανομή του κεφαλαίου και για την τιμολόγηση του πιστωτικού κινδύνου (Jankowitsch et al., 2008). Στη μελέτη του Altman (2006), υπάρχει ανασκόπηση προηγούμενων εργασιών πάνω στο θέμα του ποσοστού ανάκτησης, ενώ οι Qi και Zhao (2011), συγκρίνουν διάφορες μεθόδους μοντελοποίησης της LGD και διαπιστώνουν ότι οι μη-παραμετρικές μέθοδοι, δίνουν καλύτερα αποτελέσματα. Σε παρόμοιο πεδίο έρευνας, οι Loterman et al., (2012), διερευνούν πιθανούς τρόπους βελτίωσης της προβλεπτικής ικανότητας των LGD μοντέλων, με χρήση διαφόρων αλγορίθμων.

Επίσης, έχουν εκπονηθεί μελέτες πάνω στο εν λόγω θέμα, με κριτήριο την γεωγραφική περιοχή, Αμερική (Gupton et al., 2000, O'Shea et al., 2001, Araten et al., 2004, Gupton, 2005, Acharya et al., 2007, Qi και Yang, 2009) και Ευρώπη (Franks et al., 2004, Dermine και Neto de Carvalho, 2006, Caselli et al., 2008, Grunert και Weber, 2009, Bastos, 2010, Calabrese και Zenga, 2010, Gürtler και Hibbeln, 2013). Στις περισσότερες περιπτώσεις, αναφέρθηκαν μέσες τιμές ανάκτησης που κυμαίνονταν από 50% έως 85% ενώ η διασπορά σε ποσοστά ανάκτησης ήταν γενικά υψηλή.

Στον πίνακα 3.1, συνοψίζεται ο τρόπος με τον οποίο το ποσοστό ανάκτησης και η πιθανότητα αθέτησης αντιμετωπίζονται από διαφορετικά πιστωτικά μοντέλα. Ενώ, στο αρχικό πλαίσιο του Merton (1974), υπάρχει μια αντίστροφη σχέση μεταξύ πιθανότητας αθέτησης και

ποσοστού ανάκτησης, τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου που αναπτύχθηκαν κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1990 θεωρούν τις δύο αυτές μεταβλητές ως ανεξάρτητες. Τα διαθέσιμα σήμερα και περισσότερο χρησιμοποιούμενα μοντέλα πιστωτικής τιμολόγησης και τα μοντέλα VaR, πράγματι βασίζονται σε αυτή την παραδοχή της ανεξαρτησίας και θεωρούν το ποσοστό ανάκτησης είτε ως σταθερή παράμετρο ή ως μια στοχαστική μεταβλητή ανεξάρτητη από τη πιθανότητα αθέτησης. Στην τελευταία περίπτωση, η μεταβλητότητα του ποσοστού ανάκτησης θεωρείται ότι αντιπροσωπεύει ένα ιδιοσυγκρασιακό κίνδυνο που μπορεί να εξαλειφθεί μέσω επαρκούς διαφοροποίησης του χαρτοφυλακίου. Η υπόθεση αυτή έρχεται σε έντονη αντίθεση με τα αυξανόμενα εμπειρικά δεδομένα που δείχνουν μια αρνητική συσχέτιση μεταξύ της αθέτησης και των ποσοστών ανάκτησης.

Πίνακας 3.1. Η σχέση της απώλειας σε περίπτωση αθέτησης και των ποσοστών αθέτησης στην περίπτωση διαφορετικών μοντέλων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

	Κύρια Μοντέλα και Σχετικές Μελέτες	Αντιμετώπιση της απώλειας σε περίπτωση αθέτησης (Loss Given Default)	Σχέση μεταξύ ποσοστού ανάκτησης (RR) και πιθανότητας αθέτησης (PD)
Μοντέλα αποτίμησης πιστωτικού κινδύνου			
Πρώτη γενιά (Δομικά Μοντέλα)	Merton (1974) Black και Cox(1976) Geske (1977) Jones et al., (1984) Vasicek (1984) Crouhy et al., (2000)	Η απώλεια σε περίπτωση αθέτησης (PD) και το ποσοστό ανάκτησης είναι μια συνάρτηση των δομικών χαρακτηριστικών της επιχείρησης. Το ποσοστό ανάκτησης είναι μια ενδογενής μεταβλητή	Η πιθανότητα αθέτησης και το ποσοστό ανάκτησης σχετίζονται αντίστροφα
Δεύτερης γενιά δομικά μοντέλα	Kim et al., (1993) Nielsen et al., (1993) Hull και White (1995) Longstaff και Swartz (1995)	Το ποσοστό ανάκτησης είναι εξωγενές και ανεξάρτητο από την αξία της επιχείρησης	Το ποσοστό ανάκτησης ορίζεται ως σταθερός δείκτης της αξίας του επιπλέον χρέους και ως εκ τούτου είναι ανεξάρτητο από την πιθανότητα αθέτησης
Μοντέλα μειωμένης μορφής	Litterman και Iben (1991) Madan και Unal (1995) Jarrow και Turnbull (1995) Jarrow et al., (1997) Lando (1998) Duffie και Singleton (1999) Duffie (1998) Duffie (1999)	Τα μοντέλα μειωμένης μορφής υποθέτουν ένα εξωγενές ποσοστό ανάκτησης το οποίο είναι είτε σταθερό είτε μια στοχαστική μεταβλητή ανεξάρτητη από την πιθανότητα αθέτησης	Τα μοντέλα μειωμένης μορφής εισάγουν ξεχωριστές υποθέσεις σχετικά με την δυναμική της πιθανότητας αθέτησης και του ποσοστού ανάκτησης, οι οποίες μοντελοποιούνται ανεξάρτητα από τα δομικά χαρακτηριστικά της επιχείρησης
Πρόσφατες μελέτες	Frye (2000a, 2000b) Jarrow (2001) Carey και Gordy (2003) Altman et al., (2001) Altman et al.,(2005) Acharya, et al., (2003,2007) Miu και Ozdemir (2006) Emery et al., (2007)	Η πιθανότητα αθέτησης και το ποσοστό ανάκτησης είναι στοχαστικές μεταβλητές οι οποίες εξαρτώνται από ένα συστηματικό παράγοντα κινδύνου (την κατάσταση της οικονομίας)	Η πιθανότητα αθέτησης και το ποσοστό ανάκτησης σχετίζονται αρνητικά για ομόλογα , λιγότερο αρνητικά για δάνεια. Η «υγεία» της επιχείρησης είναι ένας επίσης σημαντικός παράγοντας
Μοντέλα Credit Value at Risk			
Credit Metrics	Gupton et al., (1997)	Στοχαστική μεταβλητή (κατανομή beta)	Το ποσοστό ανάκτησης ανεξάρτητο από την πιθανότητα αθέτησης
Credit Portfolio View	Wilson (1998)	Στοχαστική μεταβλητή	
CreditRisk +	Credit Suisse Financial Products (1997)	Σταθερός	
Portfolio Manager	McQuown (1997), Crosbie (1999)	Στοχαστική Μεταβλητή	

Πηγή: Caouette et al.,2007

3.8. Ανασκόπηση ερευνών μοντέλων αγοράς και σύγκριση με άλλες προσεγγίσεις

Η εφαρμογή των ανωτέρω μοντέλων παρουσιάζουν κάποια μειονεκτήματα. Οι Anramon et al., (2010) υποστηρίζουν ότι οι χαμηλής πιστωτικής διαβάθμισης εταιρείες έχουν την τάση να αντιμετωπίζουν προβλήματα της μικροδομής της αγοράς, όπως περιορισμοί όσον αφορά τις «ανοικτές πωλήσεις», οι οποίες θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε τιμές που αποκλίνουν από τις εύλογες αξίες για μεγάλο χρονικό διάστημα. Ίσως το πιο σημαντικό πρόβλημα, έγκειται στο ότι ορισμένες βασικές μεταβλητές που απαιτούνται για αυτά τα μοντέλα (π.χ., της μεταβλητότητας του ενεργητικού, αναμενόμενες αποδόσεις των περιουσιακών στοιχείων, και η αγοραία αξία των περιουσιακών στοιχείων) είναι μη παρατηρήσιμες και πρέπει να προσεγγίζονται εισάγοντας δυνητικά μεγάλα λάθη.

Τα αντικρουόμενα επιχειρήματα επιβάλλουν μια τάση στη βιβλιογραφία που υποστηρίζει το συνδυασμό των δύο πηγών πληροφόρησης. Ο Sloan (1996) βρήκε ότι οι τιμές της αγοράς δεν αντικατοπτρίζουν με ακρίβεια τις πληροφορίες από τους ισολογισμούς των εταιρειών, ως εκ τούτου, τα λογιστικά δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να συμπληρώσουν τα δεδομένα της αγοράς. Ο Pope (2010) υποστηρίζει το συνδυασμό των λογιστικών και οικονομικών αρχών.

Η πλειονοψηφία των πρόσφατων μοντέλων κινδύνου συνδυάζουν τα λογιστικά στοιχεία και τα δεδομένα της αγοράς σε απλά μοντέλα logit διακριτού χρόνου ακολουθώντας τη μελέτη του Shumway (2001). Οι Chava και Jarrow (2004) επεκτείνουν τη μελέτη του Shumway (2001) και παρέχουν περαιτέρω αποδείξεις ότι οι λογιστικές μεταβλητές που χρησιμοποιούνται στην βιβλιογραφία προσθέτουν μικρή προβλεπτική ικανότητα όταν περιλαμβάνονται επίσης μεταβλητές της αγοράς. Οι Campbell et al., (2008) ενσωματώνουν τη χρήση δεικτών που περιέχουν λογιστικές μεταβλητές και στοιχεία της αγοράς (π.χ. καθαρά κέρδη στον αριθμητή και αγοραία αξία του ενεργητικού στον παρανομαστή).

Οι Reisz και Perlich (2007) δείχνουν ότι για μια πρόβλεψη ορίζοντα ενός έτους το μοντέλο τους ξεπερνά το πλαίσιο του Merton (1974), αλλά, σε αντίθεση με τους Hillegeist et al., (2004), παρουσιάζει χαμηλότερη επίδοση από ότι το μοντέλο z -score. Ομοίως, οι Agarwal και Taffler (2008) βρίσκουν ότι δεν υπάρχει σημαντική διαφορά στην επεξηγηματική δύναμη μεταξύ των z -score και του μοντέλου του Merton. Παρόμοια με τους Hillegeist et al.,(2004) αποδεικνύουν ότι τα λογιστικά και τα στοιχεία της αγοράς φέρουν διαφορετικές πληροφορίες σχετικά με τον κίνδυνο αθέτησης των υποχρεώσεων. Επιπλέον, χρησιμοποιώντας την προσέγγιση των Blochlinger και Leippold (2006) δείχνουν ότι το z-score είναι καλύτερο εργαλείο τιμολόγησης για τους δανειστές. Ο Shumway (2001) διαπιστώνει ότι η πλειονοψηφία των μοντέλων λογιστικών μεταβλητών όπως αυτά των Altman (1968) και Zmijewski (1984) έχουν μικρή προβλεπτική δύναμη αναφορικά με την αθέτηση των υποχρεώσεων. Βρίσκει επίσης ότι ο συνδυασμός χρηματοοικονομικών μεταβλητών και μεταβλητών βασιζόμενων στην αγορά όπως

οι ιστορικές αποδόσεις των μετοχών και ο ιδιοσυγκρασιακός κίνδυνος, αυξάνει σημαντικά την προβλεπτική ικανότητα του κινδύνου.

Οι Hillegeist et al., (2004), Vassalou και Xing (2004), Reisz και Perlich (2007), και οι Bharath και Shumway (2008), έχουν χρησιμοποιήσει την προσέγγιση των ενδεχόμενων απαιτήσεων για να εκτιμήσουν την πιθανότητα της εταιρικής αποτυχίας. Πιο πρόσφατα στοιχεία σχετικά με τις συμβάσεις αντιστάθμισης πιστωτικού κινδύνου (Credit Default Swaps) (τιμές και spreads) έχουν χρησιμοποιηθεί για μεταβλητές πιστωτικού κινδύνου (Alexander και Kaeck, 2008).

Οι Balcaen και Ooghe (2006) υποστηρίζουν ότι «αν οι ερευνητές συμπεριλάβουν μόνο χρηματοοικονομικούς δείκτες στο μοντέλο πρόβλεψης της αποτυχίας τους, υποθέτουν εμμέσως ότι όλοι οι σχετικοί δείκτες αποτυχίας ή επιτυχίας - εσωτερικοί και εξωτερικοί - αντανακλώνονται στις ετήσιες οικονομικές καταστάσεις». Είναι σαφές ότι οι οικονομικές καταστάσεις δεν περιλαμβάνουν όλες τις πληροφορίες που είναι σχετικές με την πρόβλεψη της οικονομικής δυσχέρειας και οι μεταβλητές της αγοράς είναι πολύ πιθανό να συμπληρώσουν αυτό το κενό.

Ο Rees (1995) προτείνει ότι οι τιμές της αγοράς θα μπορούσαν να είναι ένας χρήσιμος προγνωστικός παράγοντας για την πιθανότητα χρεοκοπίας, καθώς περιλαμβάνουν πληροφορίες σχετικά με το μέλλον των αναμενόμενων ταμειακών ροών.

Οι Beaver et al., (2005) δείχνουν ότι η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων, είναι ενσωματωμένη στις τιμές της αγοράς, έστω και αν αυτή η πιθανότητα δεν μπορεί να εξαχθεί απευθείας: «δεδομένου ότι η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων αυξάνει τη μη γραμμική φύση της λειτουργίας εξόφλησης για τις κοινές μετοχές, γίνεται όλο και πιο σημαντική λόγω του επικίνδυνου χρέους και της περιορισμένης ευθύνης».

Είναι σαφές ότι η συμμετοχή των μεταβλητών αγοράς είναι ελκυστική για πολλούς λόγους:

- Πρώτον, οι τιμές της αγοράς αντανακλούν τις πληροφορίες που περιέχονται στις λογιστικές καταστάσεις καθώς και άλλες πληροφορίες που δεν υπάρχουν στις λογιστικές καταστάσεις (Agarwal και Taffler, 2008), καθιστώντας αυτές, μια ολοκληρωμένη δέσμη δυνητικά χρήσιμων για την πρόβλεψη της εταιρικής αθέτησης των υποχρεώσεων,
- Δεύτερον, η ένταξη μεταβλητών αγοράς μπορεί να αυξήσει σημαντικά την επικαιρότητα των μοντέλων πρόβλεψης, ενώ οι χρηματοοικονομικές καταστάσεις είναι διαθέσιμες, σε τριμηνιαία βάση, στην καλύτερη περίπτωση (πολλές έρευνες χρησιμοποιούν ετήσια στοιχεία), οι τιμές της αγοράς είναι διαθέσιμες σε καθημερινή βάση,
- Τρίτον, οι τιμές της αγοράς θα μπορούσαν να είναι πιο κατάλληλες για την πρόβλεψη της αθέτησης των υποχρεώσεων, δεδομένου ότι αντανακλούν

αναμενόμενες μελλοντικές ταμειακές ροές (οι ετήσιες λογιστικές καταστάσεις, σε αντίθεση, αντανακλούν τις προηγούμενες επιδόσεις της επιχείρησης),

- Τέταρτον, οι μεταβλητές της αγοράς μπορούν να παρέχουν άμεση εκτίμηση της μεταβλητότητας, ένα μέτρο που θα μπορούσε να είναι ένας ισχυρός προγνωστικός δείκτης του κινδύνου αθέτησης και δεν περιλαμβάνεται στις οικονομικές καταστάσεις. Σύμφωνα με τους Beaver et al., (2005), η αντίληψη είναι ότι όσο μεγαλύτερη είναι η μεταβλητότητα, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων.

Οι Charalambakis et al., (2009), βρίσκουν παρόμοια αποτελέσματα για την αγορά του Ηνωμένου Βασιλείου. Οι Christidis και Gregory (2010) παρουσιάζουν ένα μοντέλο κινδύνου παρόμοιο με των Campbell et al., (2008) και υποστηρίζουν τη βελτίωση των επιδόσεων στην αγορά του Ηνωμένου Βασιλείου με την ενσωμάτωση συμπληρωματικών μακροοικονομικών και λογιστικών μεταβλητών. Ωστόσο, αποτυγχάνουν να αποδείξουν την ανωτερότητα του μοντέλου τους σε σχέση με άλλα μοντέλα κινδύνου ή ακόμη και το παραδοσιακό μοντέλο του z-score.

Ο πίνακας 3.2, περιλαμβάνει μια σύνοψη των εμπειρικών μελετών με την χρήση δομικών μοντέλων.

Πίνακας 3.2. Σύνοψη μελετών δομικών μοντέλων αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου

	Μελέτη	Αντικείμενο	Μέθοδος Υπολογισμού	Δεδομένα Εισόδου για τον υπολογισμό
1	Delianedis και Geske (2001)	Τιμολόγηση ομολόγων και πιστωτικά περιθώρια	Περιορισμός μεταβλητότητας	Μήτρες τιμών ομολόγων
2	Huang και Huang (2002)	Τιμολόγηση ομολόγων και πιστωτικά περιθώρια	Βαθμονόμηση	Τιμές Ομολόγων
3	Eom et al., (2004)	Τιμολόγηση ομολόγων και πιστωτικά περιθώρια	Μεταβλητή αποτίμησης κεφαλαίου με εκλεκτυσμένη εκτίμηση της μεταβλητότητας	Τιμές Ομολόγων
4	Hsu et al., (2004)	Τιμολόγηση Ομολόγων	GMM (Generalized Method of Moment)	Ανταλλαγή διαπραγματευομένων τιμών ομολόγων
5	Ericsson και Reneby (2004)	Πιστωτικά Περιθώρια	MLE (Maximum Likelihood Estimation)	Τιμές Μετοχών, Τιμές Ομολόγων και μερισμάτων
6	Chen et al., (2006a)	CDS περιθώρια (CDS spreads)	Ελαχιστοποίηση λάθους τιμολόγησης και απόλυτου λάθους τιμολόγησης	CDS δεδομένα συναλλαγών
7	Ericsson et al., (2006)	CDS premium, τιμολόγηση ομολόγων	MLE	Συμβάσεις Ανταλλαγής Κινδύνου Αθέτησης (Credit default swaps), Τιμολόγηση Ομολόγων
8	Vassalou και Xing (2004)	Αποδόσεις Μετοχών	KMV (απλοποιημένο)	Τιμές Μετοχών
9	Brockman και Turtle (2003)	Πρόβλεψη Αθέτησης	Μεταβλητή τιμολόγησης ενεργητικού	Τιμές Μετοχών
10	Bharath και Shumway (2008)	Πρόβλεψη Αθέτησης	KMV (απλοποιημένο)	Τιμές Μετοχών
11	Chen et al., (2006b)	Πρόβλεψη Αθέτησης	Περιορισμός Μεταβλητότητας	Τιμές Μετοχών
12	Wong και Choi (2006)	Όριο αθέτησης	MLE	Τιμές Μετοχών
13	Davydenko (2007)	Πρόβλεψη Αθέτησης και όριο αθέτησης	Τιμές αγοράς για ομόλογα, μετοχές και τραπεζικά δάνεια	Τιμές ομολόγων, τραπεζικά δάνεια και τιμές μετοχών
14	Leland (2004)	Υπολογισμός Πιθανότητας Αθέτησης	Calibration (Βαθμονόμηση)	Δεδομένα αθετήσεων εταιρικών ομολόγων της Moody's
15	Tarashev (2008)	Υπολογισμός Πιθανότητας Αθέτησης	KMV (απλοποιημένο)	Δεδομένα αθετήσεων εταιρικών ομολόγων της Moody's
16	Suo και Wang (2009)	Υπολογισμός Πιθανότητας Αθέτησης	MLE	Τιμολόγηση ομολόγων και μετοχών

Πηγή: Lee, et.al(2009)

Κεφάλαιο 4. Αξιολόγηση μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης

4.1. Εισαγωγή

Στόχος του συγκεκριμένου κεφαλαίου είναι η δημιουργία και η αξιολόγηση μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης, με τη χρήση μεθοδολογιών και τεχνικών που παρατέθηκαν σε προηγούμενα κεφάλαια, τα οποία θα είναι ικανά να διακρίνουν τις επιχειρήσεις σε συνεπείς και ασυνεπείς. Τα μοντέλα αυτά μπορούν να αποτελέσουν χρήσιμα βοηθητικά εργαλεία ελέγχου των επιχειρήσεων από τους υπευθύνους δανειοδοτήσεων των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων.

Τα μοντέλα βασίζονται σε χρηματοοικονομικούς δείκτες που καλύπτουν όλη την οικονομική δραστηριότητα (κερδοφορία, κεφαλαιακή διάρθρωση, ρευστότητα, αποδοτικότητα) καθώς και σε ποιοτικά στοιχεία τα οποία εμπλουτίζουν την πληροφόρηση σχετικά με τη δραστηριοποίηση των εταιρειών. Οι μεθοδολογίες που εξετάζονται είναι η λογιστική παλινδρόμηση, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, και η πολυκριτήρια μέθοδος UTADIS. Για την ανάπτυξη των μεθοδολογιών χρησιμοποιήθηκε το IBM SPSS 20 αναφορικά με την λογιστική παλινδρόμηση και το MATLAB R2011b για τις υπόλοιπες μεθοδολογίες.

Για την διερεύνηση της καταλληλότητας των υποδειγμάτων, η ανάλυση πραγματοποιείται όπως περιγράφεται στις επόμενες παραγράφους.

Αρχικά, ο στόχος είναι η σύγκριση των αποτελεσμάτων των μεθοδολογιών, αναφορικά με την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου, λαμβάνοντας υπόψη διαχρονικά στοιχεία. Η επιλογή διαφορετικών ετών προκαλεί και μεταβολή του αριθμού των παρατηρήσεων ανά ομάδα (εκπαίδευσης / ελέγχου).

Στη **συνέχεια**, με τη χρήση της προσέγγισης δειγματοληψίας (bootstrap), γίνεται εστίαση σε διαφορετικές ρυθμίσεις αναφορικά με το μέγεθος των δειγμάτων εκπαίδευσης (για την δημιουργία επιμέρους μοντέλων) και τη σύνθεσή τους (αριθμός συνεπών έναντι ασυνεπών επιχειρήσεων), με στόχο τη διερεύνηση της σταθερότητας και της ευστάθειας αυτών. Ελέγχεται επίσης, με τη βοήθεια της τεχνικής bagging, το κατά πόσο η σύνθεση πολλαπλών μοντέλων (multiple models) οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα (με βάση την απόδοση των μοντέλων) σε σύγκριση με μοντέλα που αναπτύχθηκαν στη βάση του πλήρους δείγματος.

Στις επόμενες παραγράφους του κεφαλαίου αυτού, θα γίνει διεξοδικότερη ανάλυση αναφορικά με τη διαδικασία επιλογής του δείγματος, τα βασικά χαρακτηριστικά αυτού, τον τρόπο της προτεινόμενης ανάλυσης, μέσω της χρήσης ποσοτικών και ποιοτικών χαρακτηριστικών, τα αποτελέσματα που προκύπτουν και τον σχολιασμό αυτών.

4.2. Επιλογή του δείγματος

Η συλλογή του δείγματος, αποτελεί μια χρονοβόρα και επίπονη διαδικασία. Βασικός λόγος, είναι η έλλειψη πρόσβασης σε βάσεις δεδομένων ώστε να συγκεντρωθεί ικανοποιητικός αριθμός επιχειρήσεων. Τα δεδομένα ελήφθησαν από τη χρηματοοικονομική βάση δεδομένων μιας από τις μεγαλύτερες εταιρίες παροχής επιχειρηματικών πληροφοριών στην Ελλάδα. Το δείγμα αποτελείται από 10.468 ετήσιες παρατηρήσεις συνεπών επιχειρήσεων και 248 παρατηρήσεις ασυνεπών επιχειρήσεων. Όλες οι επιχειρήσεις του δείγματος ανήκουν στον εμπορικό κλάδο. Το σκεπτικό της επιλογής του εμπορικού κλάδου, έγινε με κριτήριο ότι αποτελεί έναν από τους αντιπροσωπευτικότερους κλάδους της Ελληνικής οικονομίας²⁴. Το αποτελούμενο δείγμα διακρίνεται σε δύο ομάδες επιχειρήσεων (συνεπείς / ασυνεπείς). Η χρονική διάρκεια των παρατηρήσεων κυμαίνεται μεταξύ των ετών 2006 και 2009. Ο πίνακας 4.1, παρουσιάζει τις παρατηρήσεις ανά έτος και κατηγορία.

Πίνακας 4.1. Αριθμός Παρατηρήσεων ανά έτος και κατηγορία

Έτος	Συνεπείς	Ασυνεπείς	Σύνολο
2006	2748	52	2800
2007	2846	53	2899
2008	2731	99	2830
2009	2143	44	2187
Σύνολο	10468	248	10716

Τα διαθέσιμα δεδομένα, χωρίστηκαν σε δύο διακριτά σύνολα δεδομένων, πιο συγκεκριμένα ένα δείγμα εκπαίδευσης και ένα δείγμα ελέγχου. Το μοντέλο προσαρμόστηκε στα δεδομένα εκπαίδευσης και η ικανότητα αποτελεσματικής ταξινόμησης εξετάστηκε στα δεδομένα ελέγχου. Σε γενικές γραμμές, μπορεί κανείς να υιοθετήσει διαφορετικές προσεγγίσεις για να εφαρμόσει ένα σύστημα εκπαίδευσης-ελέγχου για την αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων της πιστοληπτικής ικανότητας. Ο Barnes (2000) επισημαίνει ότι λόγω των επιδράσεων του πληθωρισμού, των τεχνολογικών αλλαγών και πολλών άλλων λόγων (π.χ., αλλαγή λογιστικών πολιτικών), δεν είναι λογικό να περιμένουμε ότι η κατανομή των αντιπροσωπευτικών παραμέτρων των χρηματοοικονομικών δεικτών θα παραμείνει σταθερή με την πάροδο του χρόνου. Έτσι, μια ρεαλιστική προσέγγιση επικύρωσης θα απαιτούσε την αξιολόγηση του μοντέλου σε μελλοντική περίοδο, δεδομένου ότι αυτή η προσέγγιση είναι πιο κοντά σε ότι συμβαίνει στον πραγματικό κόσμο. Όπως αναφέρουν οι Espahbodi και Espahbodi (2003) : «Μετά από όλα, ο πραγματικός έλεγχος ενός μοντέλου ταξινόμησης και η πρακτική χρησιμότητα του είναι η ικανότητά του να ταξινομήσει σωστά τις εξεταζόμενες παρατηρήσεις στο μέλλον. Ενώ τεχνικές όπως οι cross-validation και bootstrapping μειώνουν το σφάλμα

²⁴ Με βάση στοιχεία της ΕΣΥΕ (2013) από το σύνολο των επιχειρήσεων που λειτουργούν στην ελληνική οικονομία, το 75,50%, ανεξαρτήτως μεγέθους, δραστηριοποιείται στον τριτογενή τομέα. Ο κλάδος που ξεχωρίζει στον τομέα των υπηρεσιών είναι το εμπόριο, όπου δραστηριοποιείται το 37% των επιχειρήσεων.

υπερπροσαρμογής των δεδομένων, δεν δείχνουν την χρησιμότητα του μοντέλου στο μέλλον». Σε παρόμοια συμπεράσματα καταλήγουν και οι Min και Lee (2005), οι οποίοι προτείνουν την χρήση της μεθόδου cross-validation για να αποφευχθεί το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής του μοντέλου στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Ως εκ τούτου, στην παρούσα μελέτη, προκειμένου να ληφθεί υπόψη η υπόθεση της αλλαγής του πληθυσμού (π.χ. αλλαγή του πληθυσμού σε βάθος χρόνου) και να καθοριστεί εάν τα μοντέλα παραμένουν σταθερά σε διαφορετικές χρονικές περιόδους, διαιρέσαμε το δείγμα σε δύο διακριτά σύνολα δεδομένων (εκπαίδευσης και ελέγχου).

Αρχικά, το δείγμα χωρίζεται σε τρεις συνδυασμούς ετών: α) έτος 2006 (εκπαίδευσης) και έτη 2007-2009 (ελέγχου), β) έτη 2006-2007 (εκπαίδευσης) και έτη 2008-2009 (ελέγχου) και γ) έτη 2006-2008 (εκπαίδευσης) και έτος 2009 (ελέγχου).

Θα πρέπει να σημειωθεί ότι, λόγω της κρίσης που άρχισε να διαφαίνεται στην Ελλάδα κατά την διάρκεια του 2008, ο αριθμός ασυνεπών επιχειρήσεων είναι μεγαλύτερος σε αυτό το έτος. Αναφορικά με το 2009, ο μικρός αριθμός ασυνεπών επιχειρήσεων, οφείλεται στην ενημέρωση των στοιχείων της βάσης της εταιρίας από όπου αντλήθηκαν τα δεδομένα.

4.3. Ορισμός Ασυνέπειας

Ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης, είναι η περίοδος για την οποία γίνεται εκτίμηση της πιθανότητας εμφάνισης ασυνέπειας. Ανάλογα με το στόχο, δηλαδή αν η πρόβλεψη πρέπει να είναι βραχυπρόθεσμη ή μέσο-μακροπρόθεσμη, η περίοδος παρατήρησης της συμπεριφοράς της κάθε επιχείρησης, κυμαίνεται, συνήθως, από ένα έτος έως πέντε έτη²⁵.

Σύμφωνα με τη μεθοδολογία την οποία ακολουθεί η εταιρεία που μας παρείχε τα δεδομένα, ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης της εμφάνισης ασυνέπειας (probability of default) ορίζεται στους 12 μήνες.²⁶

Με βάση τις απαιτήσεις του κανονιστικού πλαισίου, ο χαρακτηρισμός μίας επιχείρησης ως 'ασυνεπής' προκύπτει λόγω:

- αδυναμίας εκπλήρωσης των οφειλών της,
- ή / και εμφάνιση καθυστέρησης οφειλών πέραν των 90 συνεχόμενων ημερών²⁷

²⁵ Matthias Schumann, Yang Liu, 2001, New issues in Credit Scoring Application, Institut für Wirtschaftsinformatik.

²⁶ Basel Committee on Banking Supervision, International Convergence of Capital Measurements and Capital Standards, A Revised Framework, June 2004 (paragraphs: 414, 447)

²⁷ Basel Committee on Banking Supervision, 2004, International Convergence of Capital Measurements and Capital Standards, A Revised Framework (paragraph: 452).

Ανάμεσα στα στοιχεία που προσδιορίζουν την αδυναμία εκπλήρωσης των υποχρεώσεων, κατά το νέο κανονιστικό πλαίσιο, συμπεριλαμβάνονται και η πτώχευση, καθώς και οποιοδήποτε γεγονός το οποίο κρίνεται ότι δημιουργεί καθυστέρηση των οφειλών προς τον χρηματοπιστωτικό οργανισμό²⁸.

Επιπλέον στοιχεία τα οποία λαμβάνονται υπόψη αφορούν τις ακάλυπτες επιταγές, την ύπαρξη συναλλαγματικών, πιθανές καταδικαστικές αποφάσεις καθώς και ρευστοποιήσεις που έχουν υλοποιηθεί το τελευταίο διάστημα. Τα ανωτέρω δυσμενή γεγονότα, συσχετίζονται με τις πωλήσεις των εταιρειών για να διαπιστωθεί το πόσο πιθανό είναι μια εταιρεία να καταστεί ασυνεπής.

4.4. Επιλογή Κριτηρίων

Η χρήση των χρηματοοικονομικών δεικτών, προκειμένου να γίνει αξιολόγηση της επιχειρηματικής αποτυχίας καθώς και του πιστωτικού κινδύνου είναι πολύ συνηθισμένη διαδικασία. Ένας από τους πρώτους ερευνητές που χρησιμοποίησαν χρηματοοικονομικούς δείκτες, προκειμένου να προβλέψει την πτώχευση επιχειρήσεων, ήταν ο Beaver (1966). Ένα μειονέκτημα της ανάλυσης του ήταν η χρήση ενός δείκτη κάθε φορά και η δημιουργία ενός σημείου διαχωρισμού (cut off point) για κάθε έναν από αυτόν. Ο Altman (1968) χρησιμοποίησε ένα συνδυασμό έξι διαφορετικών δεικτών, προκειμένου να κατατάξει τις επιχειρήσεις ως υγιείς και προβληματικές. Ο Ohlson (1980) εξέτασε εννέα διαφορετικούς δείκτες με τη χρήση της λογιστικής παλινδρόμησης. Ο Piramuthu (1999) χρησιμοποίησε 18 διαφορετικούς συνδυασμούς μεταβλητών, προκειμένου να ταξινομήσει ένα σύνολο επιχειρήσεων σε συνεπείς και ασυνεπείς. Ο Atiya (2001) χρησιμοποίησε 5 δείκτες για να προβλέψει την πτώχευση επιχειρήσεων.

Η επιλογή των κατάλληλων χρηματοοικονομικών δεικτών είναι ένα δύσκολο θέμα. Πρώτον, υπάρχει μια πληθώρα δεικτών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως υποκατάστατα για τα ίδια οικονομικά χαρακτηριστικά (δηλαδή, την κερδοφορία, τη φερεγγυότητα, τη ρευστότητα, κλπ) και είναι συχνά ασαφές ποιες είναι οι καλύτερες επιλογές που μπορεί να γίνουν. Δεύτερον, χρησιμοποιώντας ένα μεγάλο αριθμό δεικτών αυξάνεται ο χρόνος και το κόστος της συλλογής και διαχείρισης των δεδομένων. Τρίτον, ένας μεγάλος αριθμός δεικτών μπορεί να οδηγήσει σε προβλήματα πολυσυγγραμμικότητας (Gaganis et al., 2007).

Ο Hamer (1983), επεσήμανε ότι το επιλεγμένο σύνολο των μεταβλητών θα πρέπει να δομηθεί με βάση: (α) την ελαχιστοποίηση του κόστους της επιλογής των δεδομένων, και (β) τη μεγιστοποίηση της εφαρμοσιμότητας του μοντέλου. Ωστόσο, δεν είναι εύκολο τις περισσότερες

²⁸ Basel Committee on Banking Supervision, 2004, International Convergence of Capital Measurements and Capital Standards, A Revised Framework. (paragraph: 453).

φορές να προσδιοριστεί πόσοι δείκτες θα πρέπει να συμπεριληφθούν σε ένα συγκεκριμένο μοντέλο.

Εάν χρησιμοποιείται ένα πολύ μικρός αριθμός, το μοντέλο δεν θα περιέχει όλες τις σχετικές πληροφορίες, ενώ από την άλλη εάν ο αριθμός είναι μεγάλος, μπορεί να οδηγήσει σε δύο προβλήματα: (α) υπερπροσαρμογή του δείγματος εκπαίδευσης, και (β) μεγάλος υπολογιστικός χρόνος για την εισαγωγή των δεδομένων (Kocagil et al., 2002).

Ορισμένες μελέτες ξεκινούν από μια μεγάλη λίστα των δυνητικά χρήσιμων χαρακτηριστικών / δεικτών, τα οποία στη συνέχεια μειώνονται μέσω μιας στατιστικής διαδικασίας επιλογής, όπως ο έλεγχος υποθέσεων ή η πολυπαραγοντική ανάλυση δεδομένων (Emel et al., 2003). Ωστόσο, ο Paleru (1986) επικρίνει μια τέτοια προσέγγιση και υποστηρίζει ότι «αυτή η μέθοδος επιλογής μεταβλητών είναι αυθαίρετη και οδηγεί στην στατιστική υπερπροσαρμογή του μοντέλου». Ως εκ τούτου, για να αποφευχθούν τέτοιου είδους επικρίσεις, και ταυτόχρονα να ενισχυθεί η εφαρμογή του μοντέλου, επιλέγουμε δείκτες που καλύπτουν όλες τις πτυχές του επιχειρηματικού κύκλου της εταιρείας, ταυτόχρονα με δείκτες που η συμβολή τους βρέθηκε στατιστικά σημαντική, στην κατηγοριοποίηση των επιχειρήσεων, σύμφωνα με προηγούμενες έρευνες²⁹. Επίσης, χρησιμοποιήθηκαν και κάποια μη χρηματοοικονομικά κριτήρια, για να εμπλουτίσουν την ανάλυσή μας, τα οποία αναλύονται στις επόμενες παραγράφους.

Συνολικά, η ανάλυση βασίζεται σε ένα σύνολο 11 δεικτών (7 χρηματοοικονομικοί και 4 μη-χρηματοοικονομικοί δείκτες), οι οποίοι παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.2.

²⁹ Πραγματοποιήθηκε και στην δική μας περίπτωση, ένας αντίστοιχος έλεγχος. Αρχικά είχε υπολογιστεί ένας μεγάλος αριθμός δεικτών (42), αλλά μετά από διερεύνηση της βιβλιογραφίας και μέσω στατιστικών ελέγχων, καταλήξαμε στους πιο αντιπροσωπευτικούς.

Πίνακας 4.2. Περιγραφή Μεταβλητών

Πάνελ Α: Χρηματοοικονομικοί Δείκτες			
Κατηγορία	Μεταβλητές	Σχέση με αθέτηση υποχρεώσεων	Προηγούμενες Μελέτες
Επίδοση Διαχείρισης	Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις*365 / Κόστος Πωλήσεων (STL/CS)	+	Lacher et al. (1995); Lee et al. (1996)
	Λογαριασμοί Εισπρακτέοι*365 / Πωλήσεις (AR/S)	+	McKee (2003); Hamerle et al. (2006); Altman και Narayanan (1997)
	Αποθέματα / Κόστος Πωλήσεων (I/CS)	+	Ahn et al. (2000); Cielen et al. (2004); Karels και Prakash (1987)
Αποδοτικότητα	Κέρδη Προ Φόρων / Σύνολο Ενεργητικού (PBT/TA)	–	Bryant (1997); McKee (2003); Min και Lee (2005); Bonfim (2009)
	Χρηματοοικονομικά Έξοδα / Πωλήσεις (IE/S)	+	Lee et al. (1996); Park και Han (2002); Shin και Lee (2002).
Ρευστότητα	(Κυκλοφορούν Ενεργητικό-Αποθέματα) / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις (QA/STL)	–	Piramuthu et al. (1998); Dimitras et al. (1999); Cielen et al. (2004); Ko L.J, et al.(2007)
Χρηματοοικονομική Μόχλευση	Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού (TL/TA)	+	Kolari et al. (2002); Swicegood και Clark (2001); Tung et al. (2004); Greco et al. (1998)
Πάνελ Β: Μη- Χρηματοοικονομικοί δείκτες			
	Λογάριθμος Προσωπικού (LOGE)	–	Leshno και Spector (1996); Tung et al. (2004)
	Ένδειξη Εξαγωγών (EXP)	–	Becchetti και Sierra (2003); Yurdakul και Tansel (2004)
	Ένδειξη Εισαγωγών (IMP)	–	Svaleryd και Vlachos (2005) King και Levine (2004) Hur et.al (2006)
	Ένδειξη Αντιπροσωπειών (REPR)	–	Klein και Olivei (2008) Anderson et.al (2001); Mitton (2002); Greenaway et.al (2007);

Έχουμε τέσσερις κατηγορίες χρηματοοικονομικών δεικτών (επίδοσης διαχείρισης, αποδοτικότητας, ρευστότητας και χρηματοοικονομικής μόχλευσης) και τέσσερις μη-χρηματοοικονομικούς δείκτες που είναι ζωτικής σημασίας για τις εμπορικές επιχειρήσεις. Στην επόμενη παράγραφο θα συζητήσουμε εν συντομία τη σημασία των επιλεγμένων δεικτών στο πλαίσιο της αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου.

Οι δείκτες επίδοσης διαχείρισης, χρησιμοποιούνται συνήθως για την ανάλυση του πόσο καλά μια εταιρεία διαχειρίζεται τα περιουσιακά της στοιχεία και τις υποχρεώσεις της. Έχουμε επιλέξει τρεις δείκτες σε αυτή την κατηγορία (Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις*365 / Κόστος Πωλήσεων, Λογαριασμοί Εισπρακτέοι*365 / Πωλήσεις και Αποθέματα / Κόστος Πωλήσεων), οι

οποίοι σχετίζονται θετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο, με την έννοια ότι όσο υψηλότερη η τιμή τους, τόσο υψηλότερη είναι η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων.

Οι δείκτες αποδοτικότητας χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της ικανότητας μιας επιχείρησης να δημιουργεί κέρδη σε σύγκριση με τις δαπάνες και άλλα σχετικά έξοδα που προκύπτουν κατά τη διάρκεια μιας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου. Οι δείκτες κερδοφορίας που εξετάζονται στην παρούσα μελέτη περιλαμβάνουν τον δείκτη αποδοτικότητας επενδυμένων κεφαλαίων, γνωστό ως ROA (return on assets) και τον δείκτη χρηματοοικονομικών εξόδων προς πωλήσεις. Ο πρώτος είναι αρνητικά σχετιζόμενος με τον πιστωτικό κίνδυνο, σε αντίθεση με το δεύτερο που συνδέεται θετικά με την πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων.

Τέλος, η κατηγορία των δεικτών φερεγγυότητας περιλαμβάνει δύο δείκτες που σχετίζονται με τη ρευστότητα και την χρηματοοικονομική μόχλευση των επιχειρήσεων.

Η ρευστότητα προσδιορίζει την ικανότητα μιας επιχείρησης να εξοφλεί τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της. Στην παρούσα μελέτη, χρησιμοποιείται ο δείκτης άμεσης ρευστότητας (Κυκλοφορούν ενεργητικό-Αποθέματα / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις) ο οποίος σχετίζεται αρνητικά με τον πιστωτικό κίνδυνο.

Από την άλλη πλευρά, η χρηματοοικονομική μόχλευση παρέχει μια ένδειξη της μακροπρόθεσμης φερεγγυότητας μιας επιχείρησης. Εδώ ο δείκτης των συνολικών υποχρεώσεων προς το σύνολο του ενεργητικού χρησιμοποιείται, ο οποίος είναι θετικά σχετιζόμενος με τον πιστωτικό κίνδυνο.

Εκτός από τους οικονομικούς δείκτες θα πρέπει να υπάρξει εξέταση και άλλων παραγόντων που επηρεάζουν τη λειτουργία μιας επιχείρησης. Εδώ δύο παράγοντες εξετάζονται:

1. Λογάριθμος του προσωπικού. Αποτελεί μια ένδειξη για το μέγεθος της εταιρείας, η οποία έχει αποδειχθεί σε προηγούμενες μελέτες ότι συνδέεται αρνητικά με την πιθανότητα αθέτησης.

2 Παράγοντες δραστηριότητας. Για τις εμπορικές επιχειρήσεις, είναι σημαντικό να ληφθεί υπόψη το είδος των δραστηριοτήτων τους. Σε αυτή τη μελέτη, σύμφωνα με την προσέγγιση μοντελοποίησης της εταιρίας που μας παρείχε τα δεδομένα, οι δραστηριότητες των εταιρειών του δείγματος, χαρακτηρίζονται ως εξαγωγικές, εισαγωγικές, ή ως αντιπροσωπείες (δηλαδή, εταιρείες που είναι τοπικοί μεταπωλητές προϊόντων των ξένων εταιρειών). Για κάθε μία από αυτές τις τρεις κατηγορίες των επιχειρηματικών δραστηριοτήτων, χρησιμοποιούνται τρεις ψευδομεταβλητές³⁰ για να περιγράψουν τις παρατηρήσεις του δείγματος. Σύμφωνα με προηγούμενες μελέτες, οι παράγοντες αυτοί σχετίζονται αρνητικά με τον πιστωτικό κίνδυνο.

³⁰ Οι δείκτες λαμβάνουν την τιμή 1 σε περίπτωση ένδειξης εξαγωγών, εισαγωγών και αντιπροσωπειών, αλλιώς λαμβάνουν την τιμή 0.

4.5. Περιγραφικά Στατιστικά (Descriptive Statistics)

Στην εν λόγω ενότητα πραγματοποιείται περιγραφή βασικών στατιστικών πληροφοριών, αναφορικά με τις μεταβλητές του δείγματος.

Ο Πίνακας 4.3. παρουσιάζει στοιχεία για τις αριθμητικές μεταβλητές (μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις για κάθε ομάδα). Οι p-τιμές (p-value) που έχουν προκύψει μέσω ενός t-test παραθέτονται επίσης³¹. Όπως φαίνεται και στον πίνακα, όλες οι μεταβλητές είναι στατιστικά σημαντικές σε επίπεδο σημαντικότητας 1%, εκτός από τον δείκτη αποθέματα / κόστος πωλήσεων, αναφορικά με το 1^ο και 2^ο σύνολο (στο 2^ο σύνολο είναι όμως είναι στατιστικά σημαντικός σε επίπεδο 5%). Ο ανωτέρω έλεγχος, επιβεβαιώνει ότι υπάρχει διαφοροποίηση μεταξύ των μέσων τιμών των δύο κατηγοριών (συνεπείς/ασυνεπείς). Επίσης, συνδυάζοντας την πληροφόρηση από τον Πίνακα 4.2., παρατηρούμε ότι οι μέσες τιμές, σε δείκτες που σχετίζονται θετικά με την αθέτηση των υποχρεώσεων, είναι μεγαλύτερες στις ασυνεπείς επιχειρήσεις από ότι στις συνεπείς επιχειρήσεις και το αντίστροφο (μεγαλύτερες μέσες τιμές σε συνεπείς επιχειρήσεις σε δείκτες που σχετίζονται αρνητικά με την ασυνέπεια). Για την σημαντικότητα των δυαδικών μεταβλητών που αφορούν την επιχειρηματική δραστηριότητα των επιχειρήσεων έγινε έλεγχος με ένα χ^2 τεστ και οι τρεις δείκτες βρεθήκαν στατιστικά σημαντικοί σε επίπεδο 1%.

Πίνακας 4.3. Περιγραφικά στατιστικά για τις αριθμητικές μεταβλητές (δείγμα εκπαίδευσης)

1 ^ο Σύνολο Μεταβλητές	Συνεπείς		Ασυνεπείς		p-value
	Μέσος	Τυπ. απόκλ.	Μέσος	Τυπ. απόκλ.	
STL/CS	422.191	362.638	692.885	519.323	0.000
AR/S	198.585	190.065	351.501	354.668	0.003
I/CS	96.214	135.313	139.582	210.926	0.146
PBT/TA	0.042	0.133	-0.041	0.145	0.000
IE/S	0.024	0.033	0.045	0.052	0.007
QA/STL	1.114	0.854	0.812	0.427	0.000
TL/TA	0.724	0.260	0.880	0.256	0.000
LogE	1.007	0.563	0.574	0.487	0.000
2^ο Σύνολο					
STL/CS	423.966	365.493	610.596	461.306	0.000
AR/S	210.203	200.694	338.075	338.413	0.000
I/CS	100.417	150.808	147.202	221.793	0.034
PBT/TA	0.043	0.132	-0.038	0.156	0.000
IE/S	0.026	0.034	0.052	0.055	0.000
QA/STL	1.123	0.854	0.842	0.615	0.000
TL/TA	0.726	0.265	0.858	0.262	0.000
LogE	1.009	0.559	0.496	0.495	0.000

³¹ Πραγματοποιήθηκε επίσης, αξιολόγηση της διακριτικής ικανότητας των μεταβλητών, μέσω του ελέγχου Kruskal-Wallis, όπου τα αποτελέσματα υπήρξαν παρόμοια.

Πίνακας 4.3. (συνέχεια)					
3^ο Σύνολο					
STL/CS	435.150	377.806	628.673	455.838	0.000
AR/S	211.157	207.306	297.991	299.716	0.000
I/CS	104.468	159.497	172.080	260.511	0.000
PBT/TA	0.041	0.128	-0.033	0.140	0.000
IE/S	0.028	0.036	0.059	0.058	0.000
QA/STL	1.128	0.859	0.852	0.589	0.000
TL/TA	0.751	0.315	0.855	0.283	0.000
LogE	1.015	0.556	0.541	0.495	0.000

Η διακριτική ικανότητα των επιλεγμένων μεταβλητών πρόβλεψης ελέγχθηκε επίσης με ένα μη-παραμετρικό τεστ, πιο συγκεκριμένα την περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC (AUROC). Εκτός από την τιμή που λαμβάνει το κάθε κριτήριο, παρατίθεται και η p-τιμή, η οποία υποδεικνύει εάν το AUROC, διαφέρει σημαντικά από το 0.5 (τυχαία κατηγοριοποίηση). Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.4., και επιβεβαιώνουν τα προαναφερθέντα σχόλια σχετικά με τη διακριτική ικανότητα των μεταβλητών. Πιο συγκεκριμένα, στο 2^ο σύνολο η μόνη διαφοροποίηση αφορά τον δείκτη (I/CS), όπου η p-value, υποδεικνύει τη μη ύπαρξη σημαντικότητας σε επίπεδο 1%. Στην περίπτωση του 1^{ου} και 3^{ου} συνόλου, τα αποτελέσματα είναι παρεμφερή, σε επίπεδο σημαντικότητας 5%.

Πίνακας 4.4. Περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC (AUROC)

Μεταβλητές	1^ο Σύνολο		2^ο Σύνολο		3^ο Σύνολο	
	AUROC	p-value	AUROC	p-value	AUROC	p-value
STL/CS	0.347	0.000	0.374	0.000	0.364	0.020
AR/S	0.389	0.006	0.398	0.000	0.418	0.023
I/CS	0.491	0.825	0.469	0.275	0.443	0.230
PBT/TA	0.716	0.000	0.718	0.000	0.718	0.019
IE/S	0.406	0.020	0.373	0.000	0.344	0.023
QA/STL	0.613	0.005	0.634	0.000	0.625	0.019
TL/TA	0.335	0.000	0.351	0.000	0.378	0.020
LogE	0.716	0.000	0.748	0.000	0.730	0.017
EXP	0.576	0.006	0.586	0.002	0.566	0.019
IMP	0.643	0.000	0.660	0.000	0.000	0.021
REPR	0.582	0.043	0.586	0.002	0.002	0.018

4.6. Σύγκριση μεθοδολογιών με χρήση διαχρονικών στοιχείων

Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενη ενότητα, οι παρατηρήσεις του δείγματος, χωρίστηκαν σε 3 διαφορετικά σύνολα, όπως φαίνεται και στον Πίνακα 4.5, με διαφορετικά έτη και αριθμό παρατηρήσεων να συμμετέχουν στις ομάδες εκπαίδευσης και ελέγχου. Η διαδικασία που ακολουθείται για την διάρθρωση αυτή των συνόλων, είναι γνωστή ως «walk-forward testing». Αρχικά, τα δεδομένα ενός έτους χρησιμοποιούνται για να εκπαιδευτεί το μοντέλο και τα δεδομένα των επομένων ετών χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο του μοντέλου. Στη συνέχεια ως δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται τα υπάρχοντα δεδομένα μαζί με αυτά του επομένου έτους. Με τον τρόπο αυτό συνεχίζεται η διαδικασία, μέχρι την ολοκλήρωση όλων των συνόλων. Περαιτέρω πληροφορίες σχετικά με την προαναφερόμενη διαδικασία, μπορούν να αντληθούν από την εργασία του Stein(2002). Στην περίπτωση μας, έχουμε 3 σύνολα. Στο 1^ο σύνολο, θεωρείται ένα έτος ως έτος εκπαίδευσης (2006) και τα υπόλοιπα ως έτη ελέγχου (2007-2009). Στο 2^ο σύνολο, πραγματοποιείται σταδιακή αύξηση των ετών εκπαίδευσης (2006-2007) και αντίστοιχης μείωσης των ετών ελέγχου (2008-2009). Τέλος στο 3^ο σύνολο τα έτη εκπαίδευσης αποτελούνται από τις χρονιές 2006-2008 και το έτος ελέγχου είναι το 2009. Στόχος είναι η σύγκριση των μεθόδων και των αποτελεσμάτων αυτών, λαμβάνοντας υπόψη διαχρονικά στοιχεία.

Πίνακας 4.5. Διάρθρωση εξεταζόμενων συνόλων

Σύνολο	Έτη εκπαίδευσης	Έτη ελέγχου	Αριθμός Παρατηρήσεων Ομάδας Εκπαίδευσης	Αριθμός Παρατηρήσεων Ομάδας Εκπαίδευσης
1 ^ο	2006	2007-2009	2800	7916
2 ^ο	2006-2007	2008-2009	5699	5017
3 ^ο	2006-2008	2009	8529	2187

Ένα σημαντικό ζήτημα, αποτελεί και η απεικόνιση των συντελεστών των χρηματοοικονομικών δεικτών και των ποιοτικών μεταβλητών στα μοντέλα που αναπτύχθηκαν. Στον Πίνακα 4.6, παρουσιάζονται οι προαναφερόμενοι συντελεστές για τις μεθόδους που υλοποιήθηκαν (λογιστική παλινδρόμηση, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και πολυκριτήριας μεθόδου). Στην περίπτωση των μη γραμμικών μοντέλων (RBF SVM), δεν είναι δυνατή παρόμοια πληροφόρηση για τη συνεισφορά των μεταβλητών.

Στο πλαίσιο της πολυκριτήριας μεθοδολογίας UTADIS, η σχετική σημασία των μεταβλητών απεικονίζεται από τα βάρη των χρηματοοικονομικών και μη δεικτών με τρόπο ώστε το άθροισμα αυτών να ισούται με τη μονάδα. Όπως γίνεται εύκολα κατανοητό όσο μεγαλύτερο το βάρος ενός δείκτη, τόσο μεγαλύτερη και η συνεισφορά του στην εξαγωγή του τελικού αποτελέσματος.

Πίνακας 4.6. Συνεισφορά συντελεστών στα επιμέρους μοντέλα

	LR	LSVM	UTADIS
1ο σύνολο			
STL/CS	0.000	-0.024	0.056
AR/S	-0.003	-0.524	0.116
I/CS	-0.001	-0.200	0.130
PBT/TA	2.525	0.096	0.128
IE/S	-2.388	-0.045	0.074
QA/STL	0.922	0.565	0.131
TL/TA	-1.012	-0.206	0.125
LogE	1.575	0.696	0.156
EXP	0.029	-0.250	0.018
IMP	0.773	1.047	0.032
REPR	0.350	0.259	0.034
2ο σύνολο			
STL/CS	0.000	-0.088	0.062
AR/S	-0.002	0.205	0.100
I/CS	-0.001	-0.257	0.200
PBT/TA	1.328	0.439	0.160
IE/S	-13.041	-0.250	0.004
QA/STL	0.863	-0.088	0.062
TL/TA	-0.865	-0.093	0.035
LogE	1.560	0.619	0.273
EXP	0.067	-0.043	0.003
IMP	1.088	0.434	0.097
REPR	0.161	0.086	0.004
3ο σύνολο			
STL/CS	0.000	-0.059	0.055
AR/S	-0.001	-0.168	0.078
I/CS	-0.001	-0.156	0.118
PBT/TA	1.535	0.171	0.107
IE/S	-17.907	-0.568	0.157
QA/STL	0.689	0.465	0.145
TL/TA	-0.320	-0.063	0.070
LogE	1.400	0.706	0.165
EXP	-0.021	-0.109	0.017
IMP	0.799	0.779	0.037
REPR	0.795	0.623	0.051

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα του Πίνακα 4.6, οι συντελεστές των μεταβλητών, έχουν τα αναμενόμενα πρόσημα, τόσο στην LR όσο και στα μοντέλα των γραμμικών SVM. Προχωρώντας στην μέθοδο UTADIS, παρατηρείται ότι η μεταβλητή του λογαρίθμου του προσωπικού αποτελεί τον κυριότερο δείκτη και στα 3 εξεταζόμενα σύνολα .

4.6.1. Μέτρα Αξιολόγησης

Η αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των προαναφερθέντων μοντέλων, πραγματοποιείται με τη χρήση των κατωτέρω μέτρων ελέγχου:

- Ακρίβεια για κάθε κατηγορία επιχειρήσεων (Ποσοστό σωστών προβλέψεων συνεπών / ασυνεπών)
- Μέση ακρίβεια (MA), (Μέση τιμή της ακρίβειας για τις δύο κατηγορίες)
- Συνολική ακρίβεια (ΣΑ), (Συνολικό ποσοστό σωστών προβλέψεων ως προς το σύνολο των παρατηρήσεων)
- AUROC (Εμβαδό κάτω από την καμπύλη ROC)
- Δείκτης Kolmogorov-Smirnov (Μέγιστη απόσταση ανάμεσα στις αθροιστικές κατανομές των βαθμολογιών των επιχειρήσεων κάθε κατηγορίας)

Θα πρέπει να τονιστεί εδώ, ότι οι έλεγχοι, πραγματοποιούνται στο δείγμα ελέγχου και όχι στο σύνολο των παρατηρήσεων.

4.6.2. Αποτελέσματα Ταξινόμησης

Τα αποτελέσματα των μέτρων ελέγχου παρουσιάζονται στους πίνακες 4.7 – 4.9.

Στον Πίνακα 4.7, καταγράφεται η ακρίβεια των αποτελεσμάτων (%) ανά ομάδα (συνεπείς / ασυνεπείς), σύνολο (διαφορετικός αριθμός παρατηρήσεων στα δείγματα εκπαίδευσης και ελέγχου) και μέθοδο.

Πίνακας 4.7. Αποτελέσματα ακρίβειας (%) ανά ομάδα και μέθοδο

	Συνεπείς	Ασυνεπείς	MA	ΣΑ
1ο σύνολο				
LR	77.70	69.40	73.55	77.50
LSVM	77.45	68.37	72.91	77.22
SVM-RBF	75.21	73.47	74.34	75.16
UTADIS	74.48	78.06	76.27	74.57
2ο σύνολο				
LR	78.40	68.50	73.45	78.10
LSVM	77.39	70.63	74.01	76.64
SVM-RBF	76.77	72.03	74.40	75.84
UTADIS	75.61	78.32	76.96	75.68
3ο σύνολο				
LR	79.90	68.20	74.05	79.70
LSVM	78.11	70.45	74.28	77.99
SVM-RBF	79.70	70.45	75.08	79.52
UTADIS	77.97	75.00	76.49	77.91

Αναφορικά με την ακρίβεια ταξινόμησης στο 1^ο σύνολο, παρατηρούμε ότι το ποσοστό ακρίβειας για την κατηγορία των συνεπών επιχειρήσεων, κυμαίνεται μεταξύ 74.48 – 77.70%, ενώ στις ασυνεπείς τα αντίστοιχα ποσοστά είναι 68.37-78.06%. Από τις μεθόδους, η UTADIS και τα SVM-RBF, έχουν την μικρότερη απόκλιση μεταξύ των δύο κατηγοριών, ενώ η μεγαλύτερη απόκλιση, παρατηρείται στη μέθοδο των γραμμικών SVM που ενώ κατέχει υψηλά ποσοστά στην ορθή ταξινόμηση των συνεπών, το αντίθετο συμβαίνει στην κατηγορία των ασυνεπών (η απόκλιση εδώ είναι περίπου 9%). Αναφορικά με τη μέση ακρίβεια (ΜΑ), η κατάσταση είναι πιο ισορροπημένη, αφού οι διαφορές μεταξύ των μεθόδων είναι σχετικά μικρές. Το ποσοστό ακρίβειας κυμαίνεται μεταξύ 72.91 – 76.27%. Τέλος, στη συνολική ακρίβεια (ΣΑ), η απόκλιση μεταξύ των μεθόδων είναι και εδώ μικρή (περίπου 3%). Θα πρέπει επίσης να τονιστεί, ότι τα αυξημένα ποσοστά ακρίβειας των μεθόδων LR και γραμμικών SVM, οφείλονται στα υψηλά ποσοστά ακρίβειας που καταγράφουν στις συνεπείς επιχειρήσεις (οι οποίες είναι και η πλειοψηφία των παρατηρήσεων στο σύνολο).

Στο 2^ο σύνολο, παρατηρείται μια μικρή αύξηση στα ποσοστά σωστής κατάταξης των συνεπών επιχειρήσεων (εκτός των LSVM) ενώ στις ασυνεπείς επιχειρήσεις υπάρχει μικτή τάση (αυξητική στις LSVM και UTADIS και φθίνουσα στις LR και SVM-RBF), σε σχέση με το 1^ο σύνολο. Τα ποσοστά ορθής ταξινόμησης των συνεπών κυμαίνονται μεταξύ 75.61% έως 78.40%, ενώ των ασυνεπών από 68.50% έως 78.32%. Οι μέθοδοι UTADIS και SVM-RBF, καταγράφουν τη μικρότερη απόκλιση μεταξύ των δύο κατηγοριών, όπως και στην προηγούμενη περίπτωση. Αναφορικά με τη ΜΑ και την ΣΑ, οι αποκλίσεις είναι αντίστοιχες, παρόμοιες με αυτές του 1^{ου} συνόλου. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα των ΜΑ και ΣΑ, υπάρχει μια αυξητική τάση στην ακρίβεια ΜΑ και ΣΑ, σε σχέση με την προηγούμενη περίπτωση. Αυτό οφείλεται, στην επίτευξη μεγαλύτερης ακρίβειας στις ασυνεπείς επιχειρήσεις.

Προχωρώντας στο 3^ο σύνολο, η μεθοδολογία LR καταγράφει μια μικρή αύξηση στην ακρίβεια των συνεπών επιχειρήσεων και μια ανεπαίσθητη πτώση σε αυτή των ασυνεπών. Η ΜΑ και ΣΑ που επιτυγχάνεται σε αυτή την περίπτωση, είναι η μεγαλύτερη από τις τρεις εξεταζόμενες περιπτώσεις διαφορετικών συνόλων. Η μεθοδολογία των γραμμικών SVM, παραμένει σχεδόν σταθερή στην ακρίβεια των συνεπών επιχειρήσεων (συγκριτικά με το 2^ο σύνολο) και παρουσιάζει μια αύξηση στην σωστή ταξινόμηση των ασυνεπών επιχειρήσεων. Στο μέτρο της ΜΑ, υπάρχει μια μικρή αύξηση, ενώ σε αυτό της ΣΑ δεν παρατηρείται μεταβολή. Τα SVM-RBF, ακολουθούν μια αύξηση / πτώση της ακρίβειας ταξινόμησης σε ποσοστό 4% όσο αφορά τις συνεπείς και ασυνεπείς επιχειρήσεις αντίστοιχα. Η ΜΑ παραμένει αμετάβλητη, ενώ η ΣΑ καταγράφει μια αύξηση αντίστοιχη με αυτής των συνεπών επιχειρήσεων. Τέλος, η UTADIS παρουσιάζει μια μικρή αύξηση στα ποσοστά σωστής ταξινόμησης των συνεπών επιχειρήσεων ενώ αντίθετα παρατηρείται μια μείωση στην ταξινόμηση των ασυνεπών επιχειρήσεων. Αυτό, πιθανόν να οφείλεται στο μικρό αριθμό ασυνεπών επιχειρήσεων σε αυτό το σύνολο, αφού στην εν λόγω περίπτωση, μόνο ένα έτος αποτελεί το δείγμα ελέγχου. Η ΜΑ καταγράφει και αυτή μία μικρή πτώση, που οφείλεται στην μείωση του ποσοστού ορθής ταξινόμησης των ασυνεπών, ενώ

η ΣΑ παρουσιάζει άνοδο, λόγω της καλύτερης προβλεπτικής ικανότητας των συνεπών επιχειρήσεων.

Συνοψίζοντας, όσο αφορά τα προαναφερθέντα κριτήρια αξιολόγησης, προκύπτει ότι τα μεγαλύτερα ποσοστά ορθής ταξινόμησης συνεπών επιχειρήσεων, παρατηρούνται στο 3^ο σύνολο. Στην περίπτωση των ασυνεπών επιχειρήσεων, τα καλύτερα αποτελέσματα επιτυγχάνονται όταν χρησιμοποιείται το 2^ο σύνολο. Οι μεθοδολογίες LR και UTADIS, καταγράφουν τις καλύτερες επιδόσεις στις συνεπείς και ασυνεπείς επιχειρήσεις σε όλα τα σύνολα. Αναφορικά με τη ΜΑ, οι αυξομειώσεις των μεθόδων ανά σύνολο είναι μικρές. Παρατηρείται μια μικρή αύξηση από το 1^ο στο 3^ο δείγμα, εκτός της UTADIS και της LR που εμφανίζει πτώση στο 2^ο σύνολο. Τέλος στο μέτρο ΣΑ, όλες οι μέθοδοι (εκτός των LSVM στο 2^ο σύνολο), εμφανίζουν αύξηση μεταβαίνοντας από το 1^ο έως το 3^ο δείγμα.

Στον Πίνακα 4.8, παρατίθενται τα αποτελέσματα αναφορικά με το εμβαδό κάτω από την επιφάνεια ROC(AUROC). Όσο πιο κοντά μια τιμή στο 1, τόσο μεγαλύτερη η προβλεπτική ικανότητα ενός μοντέλου. Τιμές χαμηλότερες του 0.5 δείχνουν μια εσφαλμένη πρόβλεψη της ομάδας που ανήκει μια επιχείρηση.

Πίνακας 4.8. Αποτελέσματα κριτηρίου AUROC

	LR	LSVM	SVM-RBF	UTADIS
1^ο Σύνολο	0.802	0.794	0.809	0.822
2^ο Σύνολο	0.804	0.809	0.812	0.824
3^ο Σύνολο	0.815	0.819	0.834	0.839

Μια πιο αναλυτική προσέγγιση των αποτελεσμάτων του πίνακα 4.8, καταδεικνύει ότι η μέθοδος η οποία βρίσκεται στην πρώτη θέση και στα τρία σύνολα, είναι η UTADIS, με τιμές μεταξύ 0.822 και 0.839. Στην δεύτερη θέση, βρίσκονται τα SVM-RBF και ακολουθεί η λογιστική παλινδρόμηση. Ένα επίσης χαρακτηριστικό των τριών προαναφερομένων μεθοδολογιών, είναι ότι έχουν μια αυξητική τάση, όσο τα δείγματα εκπαίδευσης αυξάνονται και αντίστοιχα μειώνονται αυτά των δειγμάτων ελέγχου.

Ο τελευταίος έλεγχος πραγματοποιείται μέσω του μέτρου K-S. Το μέτρο αυτό, υπολογίζει την μέγιστη απόσταση ανάμεσα στις αθροιστικές κατανομές των βαθμολογιών των επιχειρήσεων κάθε κατηγορίας (συνεπείς / ασυνεπείς). Με απλά λόγια, όσο μεγαλύτερη η τιμή, τόσο πιο σωστά ταξινομούνται οι επιχειρήσεις, δλδ. οι ασυνεπείς σε χαμηλότερη κλίμακα από ότι αυτές που ανήκουν στην ομάδα των συνεπών. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 4.9.

Πίνακας 4.9. Αποτελέσματα κριτηρίου Kolmogorov- Smirnov

	LR	LSVM	SVM RBF	UTADIS
1 ^ο Σύνολο	0.488	0.476	0.506	0.543
2 ^ο Σύνολο	0.507	0.501	0.508	0.547
3 ^ο Σύνολο	0.532	0.529	0.535	0.548

Όπως και στο κριτήριο AUROC, έτσι και στο K-S, παρατηρείται ότι όλες οι μεθοδολογίες, παρουσιάζουν μια αυξητική τάση, από το 1^ο προς το 3^ο σύνολο. Η μέθοδος UTADIS καταγράφει τις καλύτερες τιμές σε όλα τα σύνολα.

4.6.3. Συμπεράσματα

Ανακεφαλαιώνοντας την συγκεκριμένη ενότητα, μπορούν να εξαχθούν κάποια συμπεράσματα, αναφορικά με τα εξεταζόμενα κριτήρια.

Στα περισσότερα εξεταζόμενα κριτήρια και τις μεθόδους, το 3^ο σύνολο, όπου το δείγμα ελέγχου αποτελείται από ένα έτος, αναδεικνύεται αυτό με τα καλύτερα αποτελέσματα. Όμως στην περίπτωση αυτή υπάρχει και ένα μειονέκτημα, το οποίο έχει να κάνει με το γεγονός ότι στην εν λόγω περίπτωση παρατηρείται το μικρότερο ποσοστό σωστά ταξινομημένων ασυνεπών επιχειρήσεων. Αυτό δημιουργεί μεγάλο πρόβλημα, αφού όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενα κεφάλαια, το κόστος εσφαλμένης πρόβλεψης μιας ασυνεπής επιχείρησης είναι πολλαπλάσιο από αυτό μιας εσφαλμένης ταξινόμησης μιας συνεπής επιχείρησης. Αναφορικά με τις μεθοδολογίες η UTADIS καταγράφει τις καλύτερες (συγκριτικά) επιδόσεις στις περισσότερες περιπτώσεις.

Εκτός των ανωτέρω, θα πρέπει να ληφθεί υπόψη και η ευκολία υλοποίησης κάθε μεθόδου. Για παράδειγμα τα πλεονεκτήματα που προσφέρει η πολυκριτήρια μεθοδολογία, είναι ότι μπορεί τα μοντέλα να είναι μη γραμμικά, αλλά συνάμα αρκετά κατανοητά. Επίσης, ο αναλυτής μπορεί να επέμβει με απλό τρόπο εισάγοντας περιορισμούς στη μορφή του μοντέλου (π.χ. βελτιστοποίηση μέσω γραμμικού προγραμματισμού). Τέλος, ο υπολογιστικός φόρτος που απαιτείται είναι σχετικά περιορισμένος, δημιουργώντας ένα αρκετά δελεαστικό πλαίσιο για την χρησιμοποίησή τους.

4.7. Σύνθεση πολλαπλών μοντέλων

4.7.1. Σκοπός Μελέτης

Ο σκοπός της μελέτης της εν λόγω ενότητας, είναι η αξιολόγηση διαφορετικών τεχνικών και η μοντελοποίηση παραμέτρων για την ανάπτυξη μοντέλων πιστοληπτικής διαβάθμισης. Ουσιαστικά πρόκειται για μια επιπλέον συμπληρωματική ανάλυση της προηγούμενης περίπτωσης με διαφορετική όμως στόχευση. Πιο συγκεκριμένα, τρεις δημοφιλείς τεχνικές λαμβάνονται υπόψη, η λογιστική παλινδρόμηση, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, και η πολυκριτήρια μέθοδος UTADIS. Οι εν λόγω μεθοδολογίες, έχουν αναπτυχθεί στην προηγούμενη ενότητα καθώς και στο κεφάλαιο που αναφερόταν στις μεθοδολογίες.

Η ανάλυση βασίζεται στο ίδιο δείγμα ελληνικών εμπορικών επιχειρήσεων, όπως και στην περίπτωση που αναλύθηκε στην προηγούμενη ενότητα. Εξετάζεται η σταθερότητα και η ευστάθεια των αποτελεσμάτων με τη χρήση μιας προσέγγισης δειγματοληψίας (bootstrap), εστιάζοντας σε διαφορετικές ρυθμίσεις αναφορικά με το μέγεθος των δειγμάτων εκπαίδευσης (για την δημιουργία των επιμέρους μοντέλων) και τη σύνθεσή τους (αριθμός αθετήσεων έναντι μη-αθετήσεων από το σύνολο των παρατηρήσεων). Τα προαναφερόμενα ζητήματα είναι αρκετά σημαντικά για τους ακόλουθους λόγους. Πρώτον, το πρόβλημα των μη ισορροπημένων δειγμάτων μεταξύ των δύο κατηγοριών (συνεπών και ασυνεπών επιχειρήσεων). Δεύτερον, το ερώτημα της προσαρμογής και απόδοσης του μοντέλου, όταν χρησιμοποιείται σε διαφορετικό σύνολο δεδομένων σε σχέση με αυτό που δημιουργήθηκε. Επίσης, το πρόβλημα που υπάρχει με μικρό αριθμό παρατηρήσεων για το δείγμα ελέγχου. Τέλος οι περιορισμοί που τίθενται από την χρήση διαφόρων κατανομών. Τα ανωτέρω προβλήματα μπορούν να αντιμετωπιστούν με την χρήση της προσέγγισης bootstrap.

Στο τελευταίο κομμάτι ελέγχεται επίσης η σύνθεση των μοντέλων (ensemble) μέσω της τεχνικής bagging και τα αποτελέσματά τους συγκρίνονται με τα επιμέρους μοντέλα που αναπτύχθηκαν στην βάση του πλήρους δείγματος.

Προκειμένου να ληφθεί υπόψη η υπόθεση της αλλαγής του πληθυσμού (π.χ. αλλαγή του πληθυσμού σε βάθος χρόνου) και να καθοριστεί εάν τα μοντέλα παραμένουν σταθερά σε διαφορετικές χρονικές περιόδους, διαιρέσαμε το δείγμα σε δύο διακριτά σύνολα δεδομένων. Το πρώτο αποτελείται από δεδομένα της περιόδου 2006-2007 και χρησιμεύει ως δείγμα εκπαίδευσης. Το δεύτερο περιέχει τα δεδομένα από τα δύο επόμενα έτη (δηλαδή το 2008 και το 2009) και χρησιμεύει ως ένα δείγμα ελέγχου. Συνολικά, τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούνται από 5.699 παρατηρήσεις, συμπεριλαμβανομένων 5.594 από την ομάδα των συνεπών και 105 από την ομάδα των ασυνεπών επιχειρήσεων. Το δείγμα ελέγχου περιλαμβάνει 4.874 περιπτώσεις συνεπών και 143 περιπτώσεις ασυνεπών (συνολικά 5.017 ετήσιες παρατηρήσεις). Θα πρέπει να σημειωθεί ότι, λόγω της κρίσης που άρχισε να διαφαίνεται στην Ελλάδα κατά την διάρκεια του

2008, το ποσοστό αθέτησης στο δείγμα ελέγχου είναι υψηλότερο σε σύγκριση με αυτό του δείγματος εκπαίδευσης (2,9% στο δείγμα ελέγχου έναντι 1,8% στο δείγμα εκπαίδευσης).

4.7.2. Εμπειρική Ανάλυση

Η ανάλυση γίνεται με τρία διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα, στην πρώτη περίπτωση, γίνεται μια πλήρη ανάλυση του δείγματος, όπου το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για την κατασκευή μοντέλων ταξινόμησης (γενικά μοντέλα) με τις επιλεγμένες μεθόδους. Έπειτα, τα μοντέλα συγκρίνονται στη βάση των δεδομένων ελέγχου.

Μέσω του δεύτερου συνόλου δεδομένων, αναλύονται οι επιπτώσεις από τη χρήση δειγμάτων εκπαίδευσης διαφόρων μεγεθών αναφορικά με την απόδοση και τη σταθερότητα των μοντέλων. Η ανάλυση γίνεται με την κατασκευή διαφορετικών συνόλων από 100 δείγματα bootstrap με διαφορετικές αναλογίες επιχειρήσεων συνεπείς / ασυνεπείς (προσαρμοσμένο μοντέλο). Λόγω της μεγάλης ανισορροπίας στο μέγεθος των δύο κατηγοριών στο δείγμα εκπαίδευσης, κατασκευάζουμε διαφορετικά δείγματα bootstrap για τις δύο ομάδες. Οι παρατηρήσεις των δειγμάτων που αντιστοιχούν στην ομάδα ασυνεπών επιχειρήσεων, επιλέγονται τυχαία με αντικατάσταση από τις περιπτώσεις των ασυνεπών επιχειρήσεων του δείγματος εκπαίδευσης.

Αυτά τα δείγματα bootstrap έχουν μέγεθος ίσο με τον αριθμό των ασυνεπών επιχειρήσεων στο δείγμα εκπαίδευσης (δηλαδή, 105). Από την άλλη μεριά, το μέγεθος των δειγμάτων bootstrap που αντιστοιχεί σε συνεπείς επιχειρήσεις, ποικίλει. Αρχίζοντας με αριθμό n_D παρατηρήσεων και φτάνοντας μέχρι n_{ND} (δηλαδή, με $2n_D$, $5n_D$ και $10n_D$ να χρησιμεύουν ως ενδιάμεσες περιπτώσεις), όπου n_D και n_{ND} δηλώνουν τον αριθμό των παρατηρήσεων ασυνεπών ή συνεπών, αντίστοιχα, στο πλήρες δείγμα εκπαίδευσης ($n_D = 105$, $n_{ND} = 5,594$ ³²). Η διαδικασία ξεκινάει με μικρού μεγέθους bootstrap δείγματα στα οποία οι δύο κατηγορίες είναι πλήρως ισορροπημένες (δηλαδή, 105 παρατηρήσεις από κάθε ομάδα), και σταδιακά αυξάνεται το μέγεθος των δειγμάτων bootstrap, κρατώντας σταθερό τον αριθμό των παρατηρήσεων των ασυνεπών επιχειρήσεων, αλλά αυξάνοντας τον αριθμό των συνεπών επιχειρήσεων.

Τέλος, στην τρίτη περίπτωση η ανάλυση γίνεται με τη χρήση της προσέγγισης bagging (Breiman, 1996). Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιείται μια σύνθεση των αποτελεσμάτων των μεμονωμένων δειγμάτων bootstrap που δημιουργήθηκαν από την προηγούμενη ανάλυση (2^η περίπτωση). Η προσέγγιση που χρησιμοποιείται είναι η τεχνική bagging και στόχος είναι να εξεταστεί η χρησιμότητα και η προβλεπτική ικανότητα των σύνθετων μοντέλων (ensemble

³² Ο αριθμός των ασυνεπών 105, προέρχεται από το άθροισμα των ασυνεπών του 2006 και 2007, δλδ. (52+53 επιχειρήσεις). Αντίστοιχα, ο αριθμός των συνεπών επιχειρήσεων τα έτη 2006 και 2007 είναι (2748+2846).

models) σε σχέση με αυτά που αναπτύχθηκαν στις προηγούμενες δύο περιπτώσεις. Πιο απλά, θα εξεταστεί το κατά πόσο η πολυπλοκότητα των μοντέλων οδηγεί και σε καλύτερα αποτελέσματα.

Η συνεισφορά των μεταβλητών (χρηματοοικονομικών δεικτών και ποιοτικών μεταβλητών) στην περίπτωση του πλήρους δείγματος για τις μεθόδους της λογιστικής παλινδρόμησης, των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης και της πολυκριτήριας μεθόδου UTADIS, έχει παρουσιαστεί στον πίνακα 4.6 (2^ο σύνολο).

Η εκτίμηση της προβλεπτικής ικανότητας όλων των μοντέλων γίνεται με τη χρήση δύο μετρήσεων. Η πρώτη αφορά τα ποσοστά ακρίβειας, που δείχνουν την ικανότητα των μοντέλων να ταξινομούν σωστά τις επιχειρήσεις, όπως υλοποιήθηκε και στην πρώτη περίπτωση. Πιο συγκεκριμένα, υπολογίζουμε τα ποσοστά ακρίβειας για κάθε κατηγορία επιχειρήσεων, τη μέση ακρίβεια (ο μέσος όρος των ακριβειών για κάθε ομάδα) και τη συνολική ακρίβεια (δηλαδή, η αναλογία των σωστών προβλέψεων ως προς τις συνολικές παρατηρήσεις στο δείγμα δοκιμής). Επιπλέον, χρησιμοποιείται η περιοχή κάτω από την χαρακτηριστική λειτουργική καμπύλη (AUROC).

4.7.3. Αποτελέσματα Ταξινόμησης

Οι Πίνακες 4.10- 4.12 συνοψίζουν τα αποτελέσματα της ανάλυσης. Πιο συγκεκριμένα, ο πίνακας 4.10 παρουσιάζει τα ποσοστά ακρίβειας για κάθε κατηγορία των επιχειρήσεων. Οι υποπίνακες Α και Β του πίνακα 4.10, παρουσιάζουν τα ποσοστά ακρίβειας για τις δύο ομάδες των επιχειρήσεων, που έχουν ληφθεί με τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν μέσω κάθε μεθόδου για διαφορετικά μεγέθη των δειγμάτων bootstrap. Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν από τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκε το πλήρες δείγμα εκπαίδευσης αναφέρονται επίσης στην τελευταία στήλη. Οι ακρίβειες κυμαίνονται μεταξύ 75-80% στις περισσότερες από τις περιπτώσεις για την ομάδα των επιχειρήσεων που δεν έχουν αθετήσει τις υποχρεώσεις τους, ενώ οι ακρίβειες για την ομάδα αυτών που έχουν αθετήσει είναι χαμηλότερες, με μόνη εξαίρεση τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν με την μέθοδο UTADIS. Συνολικά, η μέθοδος UTADIS επιτυγχάνει την καλύτερη ισορροπία μεταξύ των δύο ομάδων, ακολουθούμενη από το μη-γραμμικό μοντέλο SVM με RBF πυρήνα. Επιπλέον, είναι αξιοσημείωτο ότι η αύξηση του μεγέθους των bootstrap δειγμάτων οδηγεί σε υψηλότερες εκτιμήσεις για τα ποσοστά ακρίβειας της ομάδας των συνεπών επιχειρήσεων, ενώ αντίθετα οι προβλέψεις για την κατηγορία των ασυνεπών, είναι σχεδόν ανεπηρέαστη. Σε σύγκριση με τα αποτελέσματα από τα μοντέλα που έκαναν χρήση του πλήρους δείγματος, τα αποτελέσματα bootstrap τείνουν να υπερεκτιμούν τα ποσοστά ακρίβειας για την ομάδα συνεπών (όσο το μέγεθος των δειγμάτων bootstrap αυξάνει), ενώ τα ποσοστά ακρίβειας για την ομάδα ασυνεπών είναι σταθερά υποεκτιμημένα.

Οι υπο-πίνακες Γ και Δ του Πίνακα 4.10, παρουσιάζουν τα ποσοστά ακρίβειας για τις δύο κατηγορίες επιχειρήσεων για τα ensemble μοντέλα. Σε σύγκριση με τα πλήρη μοντέλα, είναι προφανές ότι τα ensemble αποδίδουν καλύτερα για την ομάδα των συνεπών (ιδιαίτερα καθώς το

μέγεθος των δειγμάτων bootstrap αυξάνει), αλλά χειρότερα για την ομάδα των ασυνεπών. Ωστόσο, οι διαφορές είναι γενικά μικρές. Στην πραγματικότητα, ακόμη και με τα μικρότερα δείγματα bootstrap μπορούν να ληφθούν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Πίνακας 4.10. Ακρίβειες (%) για κάθε κατηγορία παρατηρήσεων

	Bootstrap μεγέθη δείγματος					Πλήρες Δείγμα
	205	315	630	1,155	5,699	
Υπο- πίνακας Α: Ομάδα συνεπών - individual models						
LR	74.92	76.85	78.36	78.57	79.51	78.40
SVM	74.47	75.89	76.69	76.90	78.07	77.39
SVM RBF	74.38	75.96	76.94	77.30	78.49	76.77
UTADIS	72.60	74.48	75.22	75.50	76.28	75.61
Υπο-πίνακας Β: Ομάδα ασυνεπών - individual models						
LR	67.61	66.73	67.36	67.50	66.09	68.50
SVM	69.45	69.06	69.59	69.96	68.38	70.63
SVM RBF	68.95	68.38	69.11	69.29	67.74	72.03
UTADIS	74.21	73.85	74.29	74.24	74.09	78.32
Υπο-πίνακας Γ: Ομάδα συνεπών - ensemble models						
LR	77.39	77.94	79.26	79.13	80.00	
SVM	76.53	77.39	77.60	77.80	78.83	
SVM RBF	76.49	77.45	77.76	77.86	79.01	
UTADIS	74.68	76.32	76.32	76.51	77.35	
Υπο-πίνακας Δ: Ομάδα ασυνεπών - ensemble models						
LR	69.93	67.83	67.13	67.83	65.73	
SVM	73.43	70.63	72.03	70.63	69.23	
SVM RBF	72.73	70.63	71.33	70.63	69.23	
UTADIS	78.32	79.02	77.62	77.62	76.22	

Ο Πίνακας 4.11, συνοψίζει τα αποτελέσματα για τη μέση και συνολική ακρίβεια όλων των μοντέλων. Το μοντέλο της LR και το γραμμικό SVM, παρουσιάζουν καλύτερες επιδόσεις με βάση τη συνολική ακρίβεια, αλλά αυτό οφείλεται κυρίως στην πολύ καλύτερη επίδοση που καταγράφουν για την ομάδα των συνεπών επιχειρήσεων (η οποία είναι πολύ μεγαλύτερη σε σύγκριση με την κατηγορία των ασυνεπών). Από την άλλη πλευρά, η πιο ισορροπημένη απόδοση των μοντέλων μέσω της μεθόδου UTADIS οδηγεί σε βελτιωμένη μέση ακρίβεια η οποία είναι πολύ υψηλότερη σε σύγκριση με τις άλλες μεθόδους. Τα αποτελέσματα των επιμέρους μοντέλων που κατασκευάστηκαν με δείγματα bootstrap μικρού μεγέθους είναι χειρότερα σε σύγκριση με τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας το πλήρες δείγμα, αλλά τα αποτελέσματα βελτιώνονται καθώς το μέγεθος των δειγμάτων bootstrap αυξάνει. Παρ' όλα αυτά, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο bootstrap κατασκευάζουμε μοντέλα ensemble που οδηγούν σε αποτελέσματα που είναι συγκρίσιμα και σε μερικές περιπτώσεις ελαφρώς καλύτερα

με αυτά των μοντέλων που αναπτύχθηκαν μέσω του πλήρους δείγματος, ακόμη και για δείγματα bootstrap μικρού μεγέθους. Θα πρέπει να σημειωθεί, ότι λαμβάνοντας υπόψη το κριτήριο της συνολικής ακρίβειας, τα ensemble μοντέλα φαίνεται να ξεπερνούν τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν μέσω του πλήρους δείγματος εκπαίδευσης, όμως η μέση ακρίβεια υποδηλώνει ότι η βελτίωση είναι οριακή στην καλύτερη περίπτωση (είναι ελαφρώς υψηλότερη όταν χρησιμοποιούνται μικρά δείγματα bootstrap).

Πίνακας 4.11. Μέση και Συνολική Ακρίβεια

	Bootstrap μεγέθη δείγματος					Πλήρες Δείγμα
	205	315	630	1155	5699	
Υπο- πίνακας A: Μέση Ακρίβεια - individual models						
LR	71.27	71.79	72.86	73.04	72.80	73.45
SVM	71.96	72.47	73.14	73.43	73.23	74.01
SVM RBF	71.67	72.17	73.02	73.30	73.11	74.40
UTADIS	73.41	74.16	74.75	74.87	75.18	76.96
Υπο- πίνακας B: Συνολική Ακρίβεια - individual models						
LR	74.72	76.56	78.05	78.26	79.13	78.10
SVM	74.32	75.69	76.49	76.70	77.79	77.20
SVM RBF	74.23	75.74	76.71	77.08	78.18	76.64
UTADIS	72.65	74.46	75.19	75.46	76.21	75.68
	Bootstrap μεγέθη δείγματος					Πλήρες Δείγμα
Υπο- πίνακας C: Μέση Ακρίβεια - ensemble models						
LR	73.66	72.89	73.20	73.48	72.87	
SVM	74.98	74.01	74.81	74.21	74.03	
SVM RBF	74.61	74.04	74.54	74.25	74.12	
UTADIS	76.50	77.67	76.97	77.07	76.79	
Υπο- πίνακας D: Συνολική Ακρίβεια - ensemble models						
LR	77.18	77.66	78.91	78.81	79.59	
SVM	76.44	77.20	77.44	77.60	78.55	
SVM RBF	76.38	77.26	77.58	77.66	78.73	
UTADIS	74.79	76.40	76.36	76.54	77.32	

Τα συμπεράσματα που συνάγονται από τις παραπάνω συγκρίσεις επιβεβαιώνονται περαιτέρω από τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.12. με το AUROC. Η μέθοδος UTADIS παρέχει τα καλύτερα αποτελέσματα μεταξύ των μεθόδων που έχουν ληφθεί υπόψη στη σύγκριση και τα ensemble μοντέλα είναι μόνο οριακά καλύτερα σε σχέση με αυτά που δημιουργήθηκαν με βάση το πλήρες δείγμα. Επιπλέον, τα αποτελέσματα των ensemble μοντέλων δεν επηρεάζονται σημαντικά από το μέγεθος των δειγμάτων bootstrap και τη σχετική ανισορροπία στο μέγεθος των δύο κατηγοριών.

Πίνακας 4.12. Περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC

	Bootstrap μεγέθη δείγματος					Πλήρες Δείγμα
	205	315	630	1155	5699	
Υπο- πίνακας A: Individual models						
LR	0.776	0.789	0.796	0.799	0.798	0.804
SVM	0.788	0.791	0.798	0.802	0.801	0.809
SVM RBF	0.783	0.788	0.797	0.802	0.801	0.812
UTADIS	0.800	0.807	0.813	0.814	0.816	0.824
Υπο- πίνακας B: Ensemble models						
LR	0.807	0.799	0.809	0.810	0.806	
SVM	0.813	0.806	0.810	0.813	0.810	
SVM RBF	0.812	0.805	0.811	0.813	0.810	
UTADIS	0.824	0.826	0.828	0.829	0.828	

4.7.4. Συμπεράσματα

Η μελέτη αυτή παρουσίασε μια εμπειρική σύγκριση τριών δημοφιλών τεχνικών για την κατασκευή μοντέλων αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου χρησιμοποιώντας ένα μεγάλο δείγμα περισσότερων από 10.000 παρατηρήσεις ελληνικών επιχειρήσεων από τον εμπορικό τομέα, κατά την περίοδο 2006-2009. Η συγκριτική ανάλυση επικεντρώθηκε σε διαφορετικές ρυθμίσεις για το χειρισμό των δεδομένων εκπαίδευσης, προκειμένου να αναλύσει την επίδραση της σημαντικής ανισορροπίας μεγέθους μεταξύ των δύο κατηγοριών, όσο αφορά την ικανότητα πρόβλεψης των μοντέλων. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε μια προσέγγιση δειγματοληψίας bootstrap και έγινε έλεγχος της κατασκευής μοντέλων ensemble μέσω της προσέγγισης bagging.

Συνολικά, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η UTADIS, η οποία είναι μια πολυκριτήρια μεθοδολογία, παρείχε καλύτερα αποτελέσματα από την λογιστική παλινδρόμηση και τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπαίδευσης διαφορετικού μεγέθους, παρατηρήθηκε ότι ακόμα και με μικρά δείγματα μπορούν να ληφθούν καλά αποτελέσματα, τα οποία βελτιώνονται καθώς αυξάνεται το μέγεθος του δείγματος. Από την άλλη πλευρά, μια ensemble προσέγγιση οδηγεί σε αποτελέσματα παρόμοια ή ελαφρώς καλύτερα σε σύγκριση με τα πλήρη μοντέλα (όπου χρησιμοποιείται το σύνολο του δείγματος), ακόμη και με δείγματα bootstrap μικρού μεγέθους. Αυτό το εύρημα μπορεί να έχει σημαντικές επιπτώσεις αναφορικά με τις υπολογιστικές πτυχές της διαδικασίας ανάπτυξης ενός μοντέλου, κυρίως για μεθόδους που δεν υπάρχει αρμονική κλιμάκωση με το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης (Kim et al., 2015).

Κεφάλαιο 5. Αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου με χρήση μοντέλων αγοράς

5.1. Εισαγωγή

Τα μοντέλα αγοράς, έχουν καταστεί ιδιαίτερα δημοφιλή τα τελευταία χρόνια μεταξύ των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων λόγω της χρήσης ενημερωμένων και επικαιροποιημένων πληροφοριών. Η τρέχουσα κατάσταση των επιχειρήσεων καθώς και οι προσδοκίες των επενδυτών αναφορικά με τις μελλοντικές προοπτικές αυτών, αντανακλώνται καθημερινά στις τιμές των μετοχών. Η πληροφόρηση αυτή, είναι εξαιρετικά χρήσιμη για οποιοδήποτε πιστωτικό αναλυτή, αφού μπορεί ανά πάσα στιγμή να γνωρίζει την πραγματική χρηματοοικονομική κατάσταση των επιχειρήσεων και όχι μόνο αυτή που παρέχουν οι χρηματοοικονομικοί δείκτες, οι οποίοι βασίζονται σε ιστορικά στοιχεία. Αυτή είναι μια πολύ σημαντική πτυχή, ιδιαίτερα κατά τη διάρκεια μιας οικονομικής κρίσης, όπου οι εξωτερικές συνθήκες επιδεινώνονται ραγδαία σε σύντομο χρονικό διάστημα, επηρεάζοντας έτσι την επιχειρηματική δραστηριότητα και οδηγούν σε αυξημένα επίπεδα πιστωτικού κινδύνου ολόκληρης της αγοράς.

Σύμφωνα με πρόσφατες μελέτες (Li και Miu, 2010, Yeh et al.,2012), τα μοντέλα που βασίζονται σε στοιχεία της αγοράς, φαίνεται επίσης να συμβάλλουν στην δημιουργία βελτιωμένων υβριδικών συστημάτων, σε συνδυασμό με μοντέλα που βασίζονται σε λογιστικά δεδομένα, παρεμφερή με αυτά τα οποία αναπτύχθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Παρά το ισχυρό θεωρητικό τους υπόβαθρο και την καλή προβλεπτική τους ικανότητα, τα μοντέλα της αγοράς περιορίζονται σε εισηγμένες επιχειρήσεις. Αυτό αποτελεί ένα μεγάλο μειονέκτημα, ιδιαίτερα σε αγορές όπως αυτή της Ελλάδας, η οποία αποτελείται σε συντριπτικό βαθμό από μικρομεσαίες μη εισηγμένες επιχειρήσεις. Ως εκ τούτου, η επέκτασή τους σε τέτοιου είδους εταιρείες και αγορές κρίνεται επιβεβλημένη. Επιπλέον, η ορθή λειτουργία κάθε χρηματαγοράς βάσει ορίων και κανόνων που διασφαλίζουν την επένδυση οποιουδήποτε επενδυτή, δεν είναι δεδομένη. Κατά το παρελθόν, έχουν αναφερθεί πολλές περιπτώσεις χειραγώγησης μετοχών μεμονωμένων ή μη επιχειρήσεων που έχουν δημιουργήσει στρεβλή εικόνα της αγοράς (Cumming et al.,2011). Εφόσον η τιμή της μετοχής δεν είναι αυτή που πραγματικά πρέπει να είναι, οποιοδήποτε μοντέλο αγοράς και να χρησιμοποιηθεί, θα οδηγήσει σε λάθος συμπεράσματα. Για το λόγο αυτό, όπως προαναφέρθηκε θα πρέπει να γίνει συνδυασμός και λογιστικών πληροφοριών για τη δημιουργία των κατάλληλων υβριδικών μοντέλων που θα ξεπερνούν τέτοιου είδους προβλήματα.

Ο σκοπός του εν λόγω κεφαλαίου είναι η παρουσίαση ενός μοντέλου αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου, που δημιουργήθηκε με τη χρήση μεθοδολογιών μηχανικής μάθησης που συνδυάζει λογιστικά στοιχεία με την προσέγγιση των δικαιωμάτων προαίρεσης των Black, Scholes και Merton. Το μοντέλο βασίζεται σε στοιχεία εταιρειών που είναι εισηγμένες στο ελληνικό χρηματιστήριο, αλλά επίσης επιτυγχάνει να παρέχει ακριβή αποτελέσματα και για τις

μη εισηγμένες επιχειρήσεις. Γίνεται χρήση διαφόρων τεχνικών, τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών για να ελεγχθεί η αποτελεσματικότητα του μοντέλου καθώς επίσης και χρήση μιας καινοτόμας προσέγγισης προσθετικής μοντελοποίησης, η οποία δίνει τη δυνατότητα δημιουργίας κατανοητών και αξιόπιστων μοντέλων πιστωτικής βαθμολόγησης.

5.2. Εφαρμογή μοντέλων αγοράς σε μη-εισηγμένες επιχειρήσεις

Όπως είδαμε και στην προηγούμενη ενότητα, ένα από τα μειονεκτήματα των μοντέλων αγοράς, είναι η δυσκολία στο να εφαρμοστούν σε μη εισηγμένες επιχειρήσεις. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα να προσελκύσει το ενδιαφέρον ερευνητών και εταιριών παροχής συμβουλευτικών υπηρεσιών κατά την τελευταία δεκαετία. Τα μοντέλα της Moody's KMV «Private Firm Model» και «RiskCalc» (Dwyer et al.,2004) χρησιμοποιούνται για εμπορική εφαρμογή σε διάφορες χώρες με θετικά αποτελέσματα (Blochwitz et al.,2000, Syversten,2004).

Ο Hol (2007), χρησιμοποίησε στοιχεία από μη-εισηγμένες επιχειρήσεις στη Νορβηγία και διερευνώντας τα χρηματοοικονομικά τους στοιχεία και τις αλλαγές του οικονομικού κύκλου, βασιζόμενο στο μοντέλο Credit Portfolio View της McKinsey, κατόρθωσε να προβλέψει την επιχειρηματική αποτυχία σε ικανοποιητικό ποσοστό.

Οι Altman et al., (2011), χρησιμοποίησαν στοιχεία από τις ΗΠΑ για να εξετάσουν την δυνατότητα δημιουργίας πολυμεταβλητών μοντέλων παλινδρόμησης, παρέχοντας εκτιμήσεις για την πιθανότητα αθέτησης που προέκυψαν από ένα μοντέλο της αγοράς. Βρήκαν, ότι αυτή η προσέγγιση παρέχει παρόμοια αποτελέσματα με αυτά των μοντέλων πρόβλεψης αθέτησης των υποχρεώσεων και κατέληξαν στο συμπέρασμα, ότι και οι δύο προσεγγίσεις θα πρέπει να αντιμετωπίζονται ως συμπληρωματικές πηγές πληροφόρησης.

Πιο πρόσφατα οι Creal et al., (2014), χρησιμοποιώντας και αυτοί στοιχεία από τις ΗΠΑ, κατάφεραν με έμμεσο τρόπο να προβλέψουν την αθέτηση μη-εισηγμένων επιχειρήσεων. Χρησιμοποίησαν την μέθοδο της αντιστοίχισης, δηλαδή βρήκαν την πιθανότητα αθέτησης εισηγμένων επιχειρήσεων με όμοια χαρακτηριστικά και μετά τις συνέκριναν με παρόμοιες μη-εισηγμένες. Τα αποτελέσματά τους σε πολλές περιπτώσεις ήταν παρόμοια με αυτά της S&P.

5.3. Στόχος της μελέτης

Η μελέτη αυτή επεκτείνει τα αποτελέσματα των Altman et al., 2011 με την διερεύνηση της δυνατότητας εφαρμογής μιας προσέγγισης μοντελοποίησης του πιστωτικού κινδύνου, που θα βασίζεται σε στοιχεία της αγοράς, σε ένα πλαίσιο όπου μπορεί να μην ισχύουν οι υποθέσεις για την αποτελεσματική λειτουργία της αγοράς (Majumder,2006). Πιο συγκεκριμένα, εξετάζουμε εάν ο ορισμός της αθέτησης στην βάση ενός μοντέλου της αγοράς, μπορεί να

χρησιμοποιηθεί για την κατασκευή ενός μοντέλου αξιολόγησης της πιστοληπτικής φερεγγυότητας για μη εισηγμένες επιχειρήσεις. Επίσης, γίνεται σύγκριση των ανωτέρω αποτελεσμάτων με ένα μοντέλο πρόβλεψης της αθέτησης που έχει δημιουργηθεί βασιζόμενο σε ιστορικά δεδομένα αθετήσεων. Η ανάλυση βασίζεται σε στοιχεία από την Ελλάδα για την περίοδο 2005-2010, χρησιμοποιώντας δείγματα από εισηγμένες και μη εισηγμένες επιχειρήσεις. Η ελληνική περίπτωση παρέχει ένα ελκυστικό πλαίσιο το οποίο οφείλεται σε διάφορους λόγους.

Η ταχεία επιδείνωση της δημοσιονομικής κατάστασης στην Ελλάδα, έστρεψε την προσοχή των χρηματοπιστωτικών αγορών και των οργανισμών αξιολόγησης στη βιωσιμότητα των δημοσιονομικών μεγεθών της χώρας. Η προηγούμενη αντίληψη ότι η ένταξη στην ευρωζώνη παρέχει ένα αδιαπέραστο φράγμα κατά του κινδύνου κλονίστηκε. Κατέστη σαφές ότι, ενώ η εν λόγω συμμετοχή παρέχει προστασία έναντι του κινδύνου συναλλαγματικών ισοτιμιών, δεν μπορεί να παράσχει προστασία έναντι του πιστωτικού κινδύνου (Gibson et al., 2012). Επίσης, η αποτυχία των οργανισμών αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας στην πρόβλεψη το 2007 της κρίσης των ενυπόθηκων δανείων στις ΗΠΑ, οδήγησε σε μια υπερβολική αντίδραση στην προσπάθειά τους να αποκαλύψουν πιθανές μελλοντικές κρίσεις. Αυτό έβαλε στο μικροσκόπιο την Ελλάδα και άλλες περιφερειακές χώρες της ΟΝΕ λόγω του ότι είχαν για μεγάλο χρονικό διάστημα πολύ μεγάλα δημοσιονομικά ελλείμματα. Ως επακόλουθο, υπήρξε η υποβάθμιση της Ελλάδας, κάτι που την οδήγησε τελικά στο να αποσυρθεί από τις διεθνείς αγορές ομολόγων (Kouretas και Vlamis, 2010).

Αναφορικά με την ελληνική χρηματιστηριακή αγορά, μετά την άνθηση που γνώρισε στα τέλη της δεκαετίας του 1990, εισήχθη σε μια περίοδο που χαρακτηρίστηκε από αυξημένη μεταβλητότητα, μείωση της ρευστότητας, καθώς και υψηλή συγκέντρωση της αγοράς με λίγες μεγάλες εταιρείες κεφαλαιοποίησης να κυριαρχούν. Αυτά τα χαρακτηριστικά έγιναν ακόμα πιο έντονα κατά τη διάρκεια της διεθνούς πιστωτικής κρίσης και τη μεταγενέστερη κρίση χρέους που έπληξε τη χώρα, θέτοντας έτσι ένα σοβαρό ζήτημα για την αποδοτικότητα της ελληνικής χρηματιστηριακής αγοράς (Dicle και Levendis, 2011).

Από τα ανωτέρω γίνεται σαφές, ότι η κρίση είχε μια ιδιαίτερος ισχυρή επίδραση στην ελληνική οικονομία, με μια απότομη επιδείνωση των γενικών οικονομικών και επιχειρηματικών συνθηκών, που οδήγησε σε μια άνευ προηγουμένου αύξηση του αριθμού των αθετήσεων και πτωχεύσεων σε ένα πολύ σύντομο χρονικό διάστημα. Επομένως, η διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου γίνεται ένα δύσκολο θέμα, στο πλαίσιο αυτό, και οι ιδιαιτερότητες της ελληνικής περίπτωσης, δημιουργούν αμφιβολίες κατά πόσο μια προσέγγιση η οποία σχετίζεται με το μοντέλο της αγοράς μπορεί πραγματικά να δώσει χρήσιμα αποτελέσματα.

5.4. Μεθοδολογία

Στο μεθοδολογικό κομμάτι, χρησιμοποιούνται μη-παραμετρικές τεχνικές μηχανικής μάθησης που βασίζονται στο πλαίσιο των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (SVMs) καθώς και η πολυκριτήρια μέθοδος UTADIS (UTilités Additives DIScriminantes), η οποία χρησιμοποιεί γραμμικό προγραμματισμό για την κατασκευή προσθετικών μοντέλων. Η ανάλυση γίνεται σε δύο στάδια. Αρχικά χρησιμοποιείται ένα μοντέλο αγοράς βασιζόμενο στις αρχές των Black και Scholes (1973) και Merton (1974), (στο εξής θα αναφέρεται ως BSM), για τον υπολογισμό της πιθανότητας αθέτησης των εισηγμένων εταιρειών και την κατάταξή τους σε ομάδες κινδύνου, με τη χρήση διαφορετικών σεναρίων ανάληψης κινδύνου. Η εκτίμηση του κινδύνου και τα μοντέλα ταξινόμησης αναπτύσσονται στη συνέχεια με τη χρήση γραμμικών και μη γραμμικών μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, των πρόσφατα αναπτυγμένων καινοτόμων προσθετικών μοντέλων SVM (ASVM), τα οποία ταιριάζουν με τις απαιτήσεις των συστημάτων αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας καθώς και με τη χρήση της πολυκριτήριας μεθόδου UTADIS, που έχει καλή προσαρμογή στις απαιτήσεις της αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου. Σε σύγκριση με τις μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, υπάρχει μια διαφοροποίηση. Αυτή έγκειται στην προσθήκη της μεθοδολογίας των ASVM. Η εν λόγω μεθοδολογία, αναπτύσσεται διεξοδικότερα στην υποενότητα 5.4.1. που ακολουθεί. Στην επιλογή αυτή, συνετέλεσαν δύο κυρίως λόγοι. Καταρχάς, το νέο αυτό μοντέλο, διατηρεί την απλότητα και την εύκολη ερμηνεία των γραμμικών μοντέλων, παράλληλα με την μη γραμμική συμπεριφορά των πιο περίπλοκων ταξινομητών. Αυτό το χαρακτηριστικό προσδίδει ακρίβεια και εύκολη κατανόηση. Επιπλέον, τα αποτελέσματα των μη γραμμικών SVMs της προηγούμενης ενότητας ήταν παρεμφερή με αυτά των γραμμικών, οπότε υπήρξε και ένα κίνητρο στο να διερευνηθεί μια άλλη μέθοδος, η οποία δεν έχει χρησιμοποιηθεί σε ευρεία κλίμακα, όπως οι προηγούμενες, και να διερευνηθεί το κατά πόσο μπορεί να είναι περισσότερο αποτελεσματική.

Επίσης, γίνεται χρήση της λογιστικής παλινδρόμησης, για λόγους σύγκρισης καθώς και επιλογής των μεταβλητών. Τα μοντέλα που αναπτύσσονται, εφαρμόζονται στη συνέχεια σε ένα δείγμα μη εισηγμένων επιχειρήσεων. Η σύγκριση με παραδοσιακά μοντέλα πιστωτικής βαθμολόγησης που έχουν δημιουργηθεί βασιζόμενα σε ιστορικά δεδομένα αθέτησης των υποχρεώσεων, δείχνει ότι η μοντελοποίηση που βασίζεται στην αγορά, προσφέρει πολύ ανταγωνιστικά αποτελέσματα.

5.4.1. Προσθετικά SVM Μοντέλα (ASVM)

Εκτός των παραδοσιακών γραμμικών και μη γραμμικών SVM ταξινομητών, τα πρόσφατα προσθετικά μοντέλα έχουν επίσης ληφθεί υπόψη στο πλαίσιο των SVMs (Douplos et al., 2007). Ένα προσθετικό μοντέλο εκφράζεται με την ακόλουθη μορφή:

$$F(\mathbf{x}) = \alpha + \sum_{k=1}^n f_k(x_k) \quad (5.1)$$

όπου f_1, \dots, f_n είναι συναρτήσεις των χαρακτηριστικών (μερικές συναρτήσεις αξιολόγησης), οι οποίες προκύπτουν άμεσα από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Τα προσθετικά μοντέλα διατηρούν την απλότητα, τη διαφάνεια, και την ερμηνευσιμότητα των γραμμικών μοντέλων, σε συνδυασμό με τη μη γραμμική συμπεριφορά των πιο πολύπλοκων ταξινομητών, το οποίο αποτελεί μια σημαντική πτυχή στο πλαίσιο της πιστοληπτικής ικανότητας (Martens et al., 2007, Martens και Baesens, 2010).

Όπως φαίνεται στους (Douplos et al., 2007), το προσθετικό μοντέλο (5.1) μπορεί να κατασκευαστεί με το συνδυασμό των πολλαπλών γραμμικών SVM μοντέλων, το καθένα από τα οποία προσαρμόζεται σε διαφορετικό τμηματικό γραμμικό μετασχηματισμό του αρχικού συνόλου δεδομένων. Η ιδέα αυτής της προσέγγισης είναι ότι η μερική συνάρτηση $f_k(x_k)$, για κάθε χαρακτηριστικό k , μπορεί να μοντελοποιηθεί σε γραμμική τμηματική μορφή ως εξής:

$$f_k(x_{ik}) = \sum_{\ell=1}^{t_k} f_k(s_k^\ell) \bar{x}_{ik}^\ell = \sum_{\ell=1}^{t_k} \beta_k^\ell \bar{x}_{ik}^\ell \quad (5.2)$$

όπου $s_k^1 < s_k^2 < \dots < s_k^{t_k}$ είναι οι t_k κόμβοι (σημεία διαχωρισμού) που ορίζονται από την κλίμακα του χαρακτηριστικού k , με $s_k^1 = \min_i \{x_{ik}\}$ και $s_k^{t_k} = \max_i \{x_{ik}\}$, τα $\beta_k^\ell = f_k(s_k^\ell)$ είναι οι άγνωστες παράμετροι που θα πρέπει να υπολογιστούν και η \bar{x}_{ik}^ℓ ορίζεται με γραμμική παρεμβολή ως εξής:

$$\bar{x}_{ik}^\ell = \begin{cases} \frac{x_{ik} - s_j^{\ell-1}}{s_k^\ell - s_k^{\ell-1}}, & s_j^{\ell-1} \leq x_{ik} \leq s_k^\ell \\ \frac{s_k^{\ell+1} - x_{ik}}{s_k^{\ell+1} - s_k^\ell}, & s_k^\ell < x_{ik} < s_k^{\ell+1} \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.3)$$

Εάν ως $(\bar{\mathbf{x}})$, ορίσουμε το χαρακτηριστικό διάνυσμα που σχηματίζεται με αυτή την διαδικασία παρεμβολής, το προσθετικό μοντέλο (5.1) μπορεί να εκφραστεί ως ένα γραμμικό μοντέλο ενός

διανύσματος αγνώστων παραμέτρων β όπως το ακόλουθο: $f(\bar{\mathbf{x}}) = \alpha + \bar{\mathbf{x}}\beta$. Σε αυτό το μοντέλο, ωστόσο, οι συναρτήσεις των χαρακτηριστικών, όπως ορίζονται στην (5.2) είναι μη-λείες και η μορφή τους επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από την επιλογή των κόμβων. Θέτοντας τον αριθμό των κόμβων ίσο με μηδέν, αυτό οδηγεί σε ένα γραμμικό μοντέλο με τα δεδομένα να βρίσκονται στην κλίμακα $[0, 1]$, ενώ από την άλλη πρέπει να λάβουμε υπόψη ότι χρησιμοποιώντας ένα ευρύ αριθμό κόμβων, αυτό αυξάνει την πολυπλοκότητα του προσθετικού μοντέλου, καθιστώντας το έτσι επιρρεπή σε υπερπροσαρμογή και δυσκολία ως προς την εκτίμηση. Για να αντιμετωπιστεί αυτή η δυσκολία οι Doumpos et al.,(2007), εισήγαγαν έναν επαναληπτικό αλγόριθμο που βοηθάει στη δημιουργία ενός ομαλού μοντέλου, στο οποίο οι μερικές συναρτήσεις χαρακτηριστικών, είναι κατασκευασμένες από την ομαδοποίηση των πολλαπλών τμηματικών γραμμικών συναρτήσεων της μορφής (5.2).

Η αλγοριθμική διαδικασία δημιουργεί πολλαπλές τμηματικές γραμμικές συναρτήσεις, η κάθε μια από τις οποίες ορίζεται από ένα μικρό αριθμό κόμβων και στη συνέχεια τις συνδυάζει, απλά χρησιμοποιώντας το μέσο όρο για να καθορίσει, σχεδόν λείες γραμμικά τμηματικά ομαλές συναρτήσεις f_k με έναν αυξανόμενο αριθμό γραμμικών τμημάτων.

5.5. Εμπειρική Ανάλυση

5.5.1. Δεδομένα και μεταβλητές

Δύο δείγματα δεδομένων χρησιμοποιούνται στην ανάλυση. Το πρώτο περιλαμβάνει 1,314 ετήσιες παρατηρήσεις επιχειρήσεων (μη-χρηματοοικονομικών) που είναι εισηγμένες στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών (ΧΑΑ) κατά την περίοδο 2005-2010. Για κάθε έτος, το δείγμα περιλαμβάνει όλες τις επιχειρήσεις (εκτός αυτών που ανήκουν στον χρηματοοικονομικό κλάδο, δλδ. τράπεζες, ασφάλειες, καθώς και εταιρίες επενδυτικές αλλά και ακίνητης περιουσίας) που διαπραγματεύονται στο Χρηματιστήριο Αθηνών σε όλη τη διάρκεια του χρόνου και οι καθημερινές λογαριθμικές αποδόσεις τους χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης στο τέλος του έτους. Το δεύτερο δείγμα το οποίο αποτελείται από 10.716 ετήσιες παρατηρήσεις μη εισηγμένων επιχειρήσεων, είναι το ίδιο το οποίο χρησιμοποιήθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο. Ο Πίνακας 5.1. παρουσιάζει τον αριθμό των παρατηρήσεων ανά έτος και για τα δύο δείγματα.

Πίνακας 5.1. Αριθμός παρατηρήσεων σε κάθε δείγμα

Έτος	Μη-Εισηγμένες Επιχειρήσεις			
	Εισηγμένες	Συνεπείς	Ασυνεπείς	Σύνολο
2005	192	–	–	–
2006	225	–	–	–
2007	225	2,748	52	2,800
2008	227	2,846	53	2,899
2009	224	2,731	99	2,830
2010	221	2,143	44	2,187
Σύνολο	1,314	10,468	248	10,716

Με βάση τη διαθεσιμότητα των δεδομένων και τη σχετική βιβλιογραφία, χρησιμοποιούνται επτά χρηματοοικονομικοί δείκτες για να περιγράψουν την οικονομική κατάσταση των επιχειρήσεων και στα δύο δείγματα. Σε σχέση με τους δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, υπάρχουν τρεις κοινοί δείκτες (AR/S, TL/TA και IE /S), δύο οι οποίοι είναι παρεμφερείς (EBIT/TA αντί EBT/TA και CA /STL αντί QA/STL) οι οποίοι διαφοροποιούνται στον αριθμητή, δλδ. εκφράζουν κάτι πιο γενικό και όχι τόσο ειδικό. Τέλος χρησιμοποιούνται και δύο διαφορετικοί, οι οποίοι είναι ο GP/S (ο οποίος δείχνει το περιθώριο μεικτού κέρδους) και ο S/STL (δείκτης ρευστότητας, ο οποίος αποτελεί σημαντικό παράγοντα για την εύρυθμη λειτουργία μιας επιχείρησης). Ο κυριότερος λόγος που δεν χρησιμοποιήθηκαν ακριβώς οι ίδιοι δείκτες με αυτούς του 4^{ου} κεφαλαίου, ήταν η διαφορετικότητα του δείγματος. Στην προηγούμενη περίπτωση, όλες οι επιχειρήσεις ανήκαν στον εμπορικό κλάδο ενώ εδώ η ανάλυση λαμβάνει υπόψη επιχειρήσεις διαφορετικών κλάδων (εμπόριο, βιομηχανία, κατασκευές, τηλεπικοινωνίες, τρόφιμα-ποτά κ.λ.π.). Για το λόγο αυτό, με γνώμονα την ιδιαιτερότητα του κάθε κλάδου, υπήρξε προσαρμογή των δεικτών. Ο δείκτης QA/STL αντικαταστάθηκε από τον CA/STL, με το σκεπτικό ότι τα αποθέματα είναι σημαντικά για τις εμπορικές επιχειρήσεις αλλά όχι για άλλες όπως κατασκευαστικές και τηλεπικοινωνίες. Τα χρηματοοικονομικά έξοδα και οι τόκοι των δανείων αποτελούν σημαντικό παράγοντα για πλήθος κλάδων και για αυτό ο δείκτης EBT/TA αντικαταστάθηκε από τον EBIT/TA. Οι δύο νέοι δείκτες (GP/S και S/STL), συνδυάζουν δύο πράγματα, πρώτον παρουσιάζουν μεγάλη συχνότητα εμφάνισης σε μελέτες πιστωτικού κινδύνου και δεύτερον αναφέρονται σε μεγέθη τα οποία δίνουν εικόνα για την ομαλή ή μη πορεία μιας επιχείρησης. Ο Πίνακας 5.2, παρουσιάζει τους επιλεγμένους δείκτες σε συνδυασμό με την αναμενόμενη σχέση τους (ένδειξη) αναφορικά με την πιστοληπτική ικανότητα των επιχειρήσεων. Ένα θετικό πρόσημο (+) χρησιμοποιείται για να υποδείξει δείκτες, οι οποίοι σχετίζονται θετικά με την πιστοληπτική ικανότητα των επιχειρήσεων, με την έννοια ότι οι υψηλότερες τιμές σε αυτούς τους δείκτες βελτιώνουν την πιστοληπτική ικανότητα της επιχείρησης. Οι υπόλοιποι δείκτες λαμβάνουν αρνητικό πρόσημο (-) υποδηλώνοντας μια αρνητική σχέση με την απόδοση και τη βιωσιμότητα των επιχειρήσεων

(δηλαδή, όσο οι δείκτες αυτοί αυξάνουν, η πιθανότητα αθέτησης αναμένεται να αυξηθεί και αυτή).

Πίνακας 5.2. Επιλεγμένοι Χρηματοοικονομικοί Δείκτες

Συντομογραφία	Χρηματοοικονομικοί Δείκτες	Κατηγορία	Προσδοκώμενο Σύμβολο
GP / S	Μεικτό Κέρδος / Πωλήσεις	Αποδοτικότητα	+
EBIT / TA	Κέρδη προ Τόκων και Φόρων / Σύν. Ενεργητικού	Αποδοτικότητα	+
TL / TA	Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύν. Ενεργητικού	Φερεγγυότητα	–
IE / S	Χρηματοοικονομικά Έξοδα / Πωλήσεις	Φερεγγυότητα	–
CA / STL	Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχ. Υποχρεώσεις	Ρευστότητα	+
S / STL	Πωλήσεις / Βραχ. Υποχρεώσεις	Ρευστότητα	+
AR / S	(Λογαριασμοί Εισπρακτέοι 365) / Πωλήσεις	Επίδοση Διαχείρισης	–

Οι επιλεγμένοι δείκτες καλύπτουν όλες τις σημαντικές διαστάσεις της χρηματοοικονομικής απόδοσης μιας επιχείρησης, συμπεριλαμβανομένης της αποδοτικότητας, μόχλευσης, φερεγγυότητας, ρευστότητας και επιδόσεων της διοίκησης (Courtis,1978, Crouhy et al.,2001). Η σημασία των κατηγοριών των ανωτέρω δεικτών, αναλύθηκε διεξοδικά στο προηγούμενο κεφάλαιο. Μια μικρή αναφορά, μπορεί να γίνει για τους δύο δείκτες οι οποίοι είναι διαφορετικοί. Καταρχάς, ο δείκτης μεικτού κέρδους προς πωλήσεις (GP/S), μετράει το περιθώριο μικτού κέρδους στην βάση των πωλήσεων και του κόστους πωλήσεων, μεγαλύτερες τιμές του δείκτη απεικονίζει την ικανότητα της επιχείρησης στο να παράγει κέρδη λόγω των λειτουργικών δραστηριοτήτων της. Ο δεύτερος δείκτης, πωλήσεις προς βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις, σχετίζεται θετικά με τις οικονομικές επιδόσεις και την βιωσιμότητα της επιχείρησης και εστιάζει στην ικανότητα αυτής να ανταποκριθεί στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της.

Οι Πίνακες 5.3. και 5.4, συνοψίζουν τις μέσες τιμές των επιλεγμένων χρηματοοικονομικών δεικτών για τα δύο δείγματα (εισηγμένες και μη εισηγμένες επιχειρήσεις). Για το δείγμα των μη εισηγμένων επιχειρήσεων, αναγράφονται επίσης οι μέσες τιμές για κάθε ομάδα παρατηρήσεων (δηλαδή, ασυνεπείς και συνεπείς). Η σύγκριση μεταξύ των εισηγμένων και μη εισηγμένων επιχειρήσεων παρέχει διφορούμενα αποτελέσματα. Οι εισηγμένες επιχειρήσεις δείχνουν να είναι λιγότερο κερδοφόρες και το επίπεδο των εξόδων από τόκους να είναι υψηλότερο, αλλά το βάρος των υποχρεώσεών τους είναι χαμηλότερο και ακολουθούν αυστηρότερους όρους δανεισμού και αποπληρωμής των απαιτήσεων έναντι των οφειλετών τους. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα του μη-παραμετρικού τεστ Mann-Whitney, οι διαφορές μεταξύ των δύο δειγμάτων είναι σημαντικές σε επίπεδο 1%, εκτός του δείκτη μικτού κέρδους προς πωλήσεις. Όσον αφορά τις διαφορές μεταξύ των δύο ομάδων των μη εισηγμένων επιχειρήσεων (αθέτησης και μη αθέτησης), όλες βρέθηκαν σημαντικές σε επίπεδο 1% χρησιμοποιώντας το τεστ Mann-Whitney.

Πραγματοποιώντας μια πιο ενδελεχή ανάλυση των δεικτών ανά έτος και προσπαθώντας να βρούμε εάν υπάρχει κάποια κοινή τάση στη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου, καταλήγουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα.

Οι δείκτες χρηματοοικονομικών εξόδων / πωλήσεις και λογαριασμών εισπρακτέων/πωλήσεις, ακολουθούν ανοδική πορεία και για τις δύο κατηγορίες επιχειρήσεων. Αυτό δημιουργεί μια επιβαρυντική εικόνα για τη βιωσιμότητα των επιχειρήσεων, αφού οι δείκτες αυτοί σχετίζονται αρνητικά με την πιστωτική εικόνα των επιχειρήσεων. Στον αντίποδα, ο δείκτης πωλήσεις / βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις, ακολουθεί πτωτική πορεία σε όλη τη διάρκεια των ετών. Ο δείκτης αυτός είναι θετικά συσχετισμένος με την πιστοληπτική ικανότητα των επιχειρήσεων. Οι υπόλοιποι τέσσερις εξεταζόμενοι δείκτες, δεν παρουσιάζουν κοινή εικόνα για τις δύο κατηγορίες επιχειρήσεων. Ο δείκτης μικτό κέρδος / πωλήσεις, εμφανίζει ανοδική πορεία για τις μη εισηγμένες, αλλά μεικτή εικόνα για τις εισηγμένες. Ο δείκτης κέρδη προ τόκων φόρων / σύνολο ενεργητικού, εμφανίζει ραγδαία πτώση για τις εισηγμένες, λαμβάνοντας αρνητικές τιμές τα δύο τελευταία χρόνια της μελέτης, σε αντίθεση με τις μη-εισηγμένες όπου επικρατεί μια μεικτή εικόνα, με τιμές όμως μεγαλύτερες από αυτές των εισηγμένων. Ο δείκτης σύνολο υποχρεώσεων/ σύνολο ενεργητικού εμφανίζει ανοδική πορεία για τις εισηγμένες και πτωτική για τις μη-εισηγμένες. Τέλος, ο δείκτης κυκλοφορούν ενεργητικό/ βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις, παρουσιάζει αυξομείωση στις εισηγμένες, ενώ στις μη-εισηγμένες μια συνεχή ανοδική πορεία.

Πίνακας 5.3. Μέσοι Όροι Χρηματοοικονομικών Δεικτών για τις εισηγμένες και μη εισηγμένες εταιρίες ανά έτος

Υποπίνακας Α. Εισηγμένες Επιχειρήσεις							
	Σύνολο	2005	2006	2007	2008	2009	2010
GP / S	0.288	0.289	0.280	0.294	0.296	0.298	0.268
EBIT / TA	0.010	0.032	0.036	0.034	0.002	-0.006	-0.035
TL / TA	0.603	0.575	0.572	0.586	0.617	0.619	0.648
IE / S	0.049	0.035	0.043	0.044	0.055	0.055	0.062
CA / STL	1.729	1.770	1.822	1.836	1.679	1.703	1.570
S / STL	2.394	2.391	2.562	2.472	2.498	2.286	2.147
AR / S	173.586	144.921	150.601	154.406	162.353	199.568	226.622
Υποπίνακας Β. Μη-Εισηγμένες Επιχειρήσεις							
	Σύνολο	2005	2006	2007	2008	2009	2010
GP / S	0.298			0.291	0.296	0.302	0.304
EBIT / TA	0.038			0.041	0.045	0.036	0.027
TL / TA	0.719			0.724	0.726	0.723	0.701
IE / S	0.030			0.025	0.028	0.034	0.033
CA / STL	1.644			1.629	1.635	1.650	1.763
S / STL	2.547			2.621	2.577	2.533	2.433
AR / S	239.750			224.354	228.035	247.491	264.984

Πίνακας 5.4. Μέσοι Όροι χρηματοοικονομικών δεικτών για μη εισηγμένες επιχειρήσεις ανά έτος και ομάδα

Υποπίνακας Α. Συνεπείς Επιχειρήσεις					
	Σύνολο	2007	2008	2009	2010
GP / S	0.299	0.292	0.297	0.304	0.305
EBIT / TA	0.040	0.043	0.046	0.038	0.029
TL / TA	0.716	0.721	0.723	0.717	0.697
IE / S	0.029	0.025	0.028	0.033	0.032
CA / STL	1.674	1.639	1.642	1.665	1.774
S / STL	2.572	2.631	2.602	2.568	2.462
AR / S	237.314	221.236	225.799	244.807	263.676
Υποπίνακας Β. Ασυνεπείς Επιχειρήσεις					
	Σύνολο	2007	2008	2009	2010
GP / S	0.232	0.211	0.235	0.245	0.223
EBIT / TA	-0.040	-0.039	-0.033	-0.028	-0.075
TL / TA	0.879	0.885	0.879	0.874	0.883
IE / S	0.068	0.047	0.064	0.073	0.087
CA / STL	1.224	1.110	1.275	1.253	1.230
S / STL	1.509	2.100	1.254	1.566	0.993
AR / S	342.549	389.156	347.545	321.542	328.715

5.6. Εκτιμήσεις του μοντέλου αγοράς

Στο πλαίσιο του βασικού μοντέλου BSM, πολλές παραλλαγές έχουν εισαχθεί στη βιβλιογραφία (για μια συγκριτική ανάλυση βλέπε (Agarwal και Taffler,2008). Σε αυτή τη μελέτη, χρησιμοποιούμε την προσέγγιση των Bharath και Shumway (2008), οι οποίοι προτείνουν μια πολύ απλή παραλλαγή, κατά την οποία $A = E + L$ και η παράμετρος της μεταβλητότητας προσεγγίζεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$\sigma = \frac{E}{A} \sigma_E + \frac{E}{A} (0.05 + 0.25 \sigma_E) \quad (5.4)$$

Κάνοντας χρήση αυτής της παραλλαγής, θέτουμε $\mu = \max\{r_E, r\}$ όπου r_E είναι η (ετησιοποιημένη) προσδοκώμενη απόδοση της μετοχής της επιχείρησης, σύμφωνα με τους Hillegeist et al., (2004). Επιπλέον, το χρονικό διάστημα T ορίζεται ίσο με ένα έτος (επειδή τα μοντέλα πρόβλεψης της αθέτησης συνήθως αναπτύσσονται για να παρέχουν εκτιμήσεις για ένα χρόνο μετά), και το L ορίζεται ακολουθώντας μια προσέγγιση παρόμοια με εκείνη του μοντέλου

KMV της Moody's, χρησιμοποιώντας το άθροισμα των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων της επιχείρησης συν το ήμισυ των μακροπρόθεσμων υποχρεώσεων (Dwyer et al., 2004). Τα συγκριτικά αποτελέσματα που παρουσιάζονται στους Agarwal και Taffler, (2008) δείχνουν ότι, παρά την απλότητα του, αυτή η παραλλαγή του μοντέλου BSM αποδίδει αξιοσημείωτα καλά³³.

Για την εφαρμογή της ανωτέρω διαδικασίας, σε μη-εισηγμένες εταιρίες, υιοθετούμε μια προσέγγιση μοντελοποίησης ταξινόμησης, υποθέτοντας ότι με βάση τα αποτελέσματα του μοντέλου της αγοράς (οι εκτιμώμενες πιθανότητες αθέτησης, PD), μια εισηγμένη εταιρεία μπορεί να ταξινομηθεί σε μία από τις προεπιλεγμένες ομάδες κινδύνου (π.χ., χαμηλού, μεσαίου ή υψηλού κινδύνου). Στην συγκεκριμένη περίπτωση, έχουμε δύο ομάδες κινδύνου που αντιστοιχούν σε περιπτώσεις υψηλού και χαμηλού κινδύνου. Η κατάταξη των εισηγμένων επιχειρήσεων στις προκαθορισμένες ομάδες μπορεί εύκολα να εκτελεστεί με την εισαγωγή ενός ορίου για την πιθανότητα αθέτησης η οποία εκτιμάται μέσω του μοντέλου της αγοράς. Οι επιχειρήσεις με PD υψηλότερο από το επιλεγμένο κατώφλι ταξινομούνται ως υψηλού κινδύνου, διαφορετικά ταξινομούνται στην ομάδα χαμηλού κινδύνου. Το όριο PD μπορεί να καθοριστεί λαμβάνοντας υπόψη την πολιτική ανάληψης κινδύνων των διαχειριστών πιστωτικού κινδύνου και έχοντας κατά νου τις γενικές συνθήκες που επικρατούν στην οικονομία μιας χώρας.

Στο σημείο αυτό, θα αναφερθούμε σε κάποιες περαιτέρω λεπτομέρειες, οι οποίες θα βοηθήσουν στην κατανόηση αναφορικά με το πώς αναπτύχθηκε το μοντέλο. Για τον υπολογισμό των r_E και σ_E , χρησιμοποιήθηκαν ετήσιες παρατηρήσεις που καλύπτουν την περίοδο 2000 έως το 2010 (μέση τιμή μετοχής, τυπική απόκλιση και απόδοση αυτής) για κάθε μία από τις εξεταζόμενες επιχειρήσεις. Όπως έχει ήδη παρουσιαστεί, η πιθανότητα αθέτησης (PD) κατά το χρόνο T , ορίζεται από την πιθανότητα ότι η αγοραία αξία των περιουσιακών στοιχείων κατά το χρόνο T είναι κάτω από το σημείο αθέτησης L :

$$PD = \Pr(A < L) = \Phi \left(-\frac{\ln \frac{A}{L} + (\mu - 0.5\sigma^2)T}{\sigma\sqrt{T}} \right) \quad (5.5)$$

Για την εκτίμηση της αγοραίας αξίας και της πιθανότητας αθέτησης, που θα μας υποδείξει το κατά πόσο μια εταιρεία είναι συνεπής ή ασυνεπής, χρειάζεται ο υπολογισμός τεσσάρων μεγεθών:

- α) η χρηματιστηριακή αξία των μετοχών, δλδ. η κεφαλαιοποίηση
- β) το σημείο ασυνέπειας
- γ) η απόδοση του ενεργητικού και

³³ Εδώ θα πρέπει να αναφέρουμε, ότι πραγματοποιήσαμε διάφορες παραλλαγές του μοντέλου, πριν να καταλήξουμε σε αυτό που παρουσιάζουμε. Τα αποτελέσματα των υπολοίπων, δεν διαφοροποιούσαν την κατάσταση, αντιθέτως κάποια από αυτά την κάνανε πιο περίπλοκη υπολογιστικά, χωρίς κάποιο βελτιωμένο αποτέλεσμα.

δ) η τυπική απόκλιση

Η κεφαλαιοποίηση των εταιριών, υπολογίζεται από τον αριθμό των μετοχών στο τέλος κάθε χρονιάς πολλαπλασιαζόμενο με την μέση ετήσια τιμή της μετοχής.

Το σημείο ασυνέπειας, προκύπτει χρησιμοποιώντας το άθροισμα των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων της επιχείρησης συν το ήμισυ των μακροπρόθεσμων υποχρεώσεων.

Η απόδοση του ενεργητικού, προκύπτει από τον υπολογισμό του ROA, δλδ. την σχέση μεταξύ κερδών και ενεργητικού.

Τέλος, η τυπική απόκλιση υπολογίζεται με τη χρήση ετησιοποιημένων στοιχείων και απεικονίζει την απόκλιση της μεταβολής των στοιχείων του ενεργητικού στην πάροδο του χρόνου.

Επίσης, το επιτόκιο άνευ κινδύνου (r), υπολογίζεται με βάση τις συνθήκες που επικρατούν στην οικονομία ανά έτος και συμβαδίζει με τις αποδόσεις των δωδεκάμηνων εντόκων γραμματίων του ελληνικού δημοσίου.

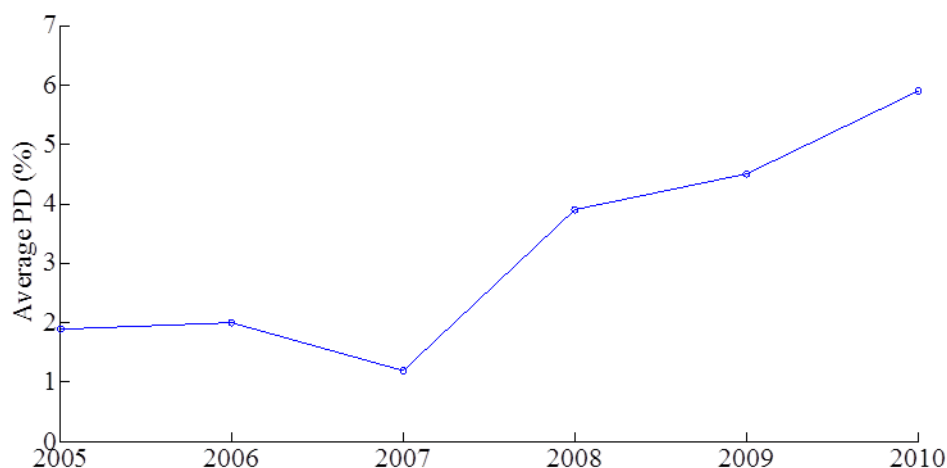
Στον πίνακα 5.5, γίνεται παρουσίαση των ανωτέρω στοιχείων ανά έτος. Όλες οι τιμές εκτός από το άνευ κινδύνου επιτόκιο αναφέρεται σε μέσες τιμές. Από τα στοιχεία του πίνακα, μπορεί να εξαχθεί το συμπέρασμα, ότι οι εταιρίες βρίσκονταν σε ανοδική πορεία από το 2005 – 2007 και ότι από το 2008 και εξής παρατηρείται μια κάμψη (αύξηση υποχρεώσεων, αρνητικές τιμές του δείκτη ROA, συρρίκνωση της κεφαλαιοποίησης και μείωση του άνευ κινδύνου επιτοκίου).

Πίνακας 5.5. Μέσοι όροι συντελεστών μοντέλου BSM

	Κεφαλαιοποίηση	Σημείο Ασυνέπειας	Απόδοση Ενεργητικού (%)	Τυπική Απόκλιση (%)	Αναμενόμενη απόδοση μετοχών (%)	Επιτόκιο Άνευ Κινδύνου (%)
2005	278,864,933.835	178,653,065.657	3.302	44.695	11.980	2.185
2006	319,714,736.438	169,613,467.672	3.933	50.589	30.631	3.078
2007	402,980,083.341	199,070,634.615	3.373	44.545	10.109	4.278
2008	299,107,258.065	223,823,054.113	-0.528	59.865	-72.968	4.644
2009	206,249,465.783	221,887,182.819	-1.275	56.888	2.415	1.219
2010	170,139,594.763	235,720,144.144	-2.952	59.104	-49.423	0.814
M.O. 2005-2010	280,131,033.641	205,139,544.643	0.959	52.779	-11.209	2.736

Το σχήμα 5.1 παρουσιάζει τον μέσο όρο της εκτιμώμενης πιθανότητας αθέτησης (PD), για κάθε έτος της ανάλυσης. Τα αποτελέσματα είναι σε συμφωνία με τις γενικές οικονομικές συνθήκες που διαμορφώθηκαν μετά την παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση και την μεταγενέστερη κρίση δημόσιου χρέους στην Ελλάδα. Πιο συγκεκριμένα, το 2007 η μέση PD

βρίσκεται στο ελάχιστο επίπεδο, ακολουθώντας αυξητικές τάσεις κατά τα επόμενα έτη, και φτάνοντας στο μέγιστο σημείο στο 5.9% το 2010, όταν η ελληνική κρίση άρχισε να ξεδιπλώνεται. Είναι ενδιαφέρον, όπως φαίνεται και στο γράφημα, η απότομη άνοδος που παρατηρείται μεταξύ 2009 και 2010 και η οποία αποτελεί καθαρή ένδειξη της δυσχέρειας των επιχειρήσεων που οφείλεται στο γενικότερο οικονομικό κλίμα της χώρας.



Σχήμα 5.1. Μέση Πιθανότητα Αθέτησης των εισηγμένων επιχειρήσεων, με βάση το μοντέλο

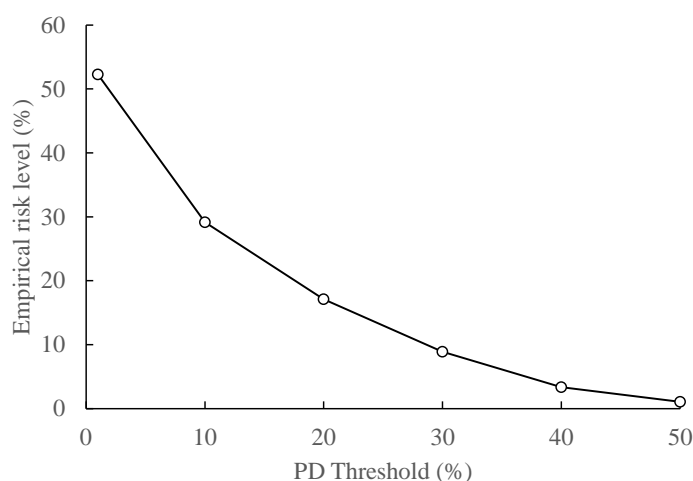
Εκτός από τη μέση πιθανότητα αθέτησης, ο πίνακας 5.6, παρουσιάζει κάποια επιπρόσθετα στατιστικά στοιχεία (διάμεσο, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ασυνέπειας) βάσει του μοντέλου. Τα στοιχεία επιβεβαιώνουν αυτό που παρουσιάστηκε στο σχήμα 5.1, την οικονομική δυσχέρεια που παρατηρήθηκε από το 2008 και συνεχίστηκε και τα έτη 2009 και 2010. Αυτό προκύπτει άμεσα παρατηρώντας τις τιμές της διαμέσου, που εμφανίζει τεράστια αύξηση από το 2008 και εξής. Ένα συμπέρασμα που μπορεί να εξαχθεί, είναι το ότι η ανάλυση των οικονομικών στοιχείων των επιχειρήσεων, παρείχε ενδείξεις για την διαφαινόμενη κρίση πριν την εκδήλωση της στην Ελλάδα.

Πίνακας 5.6. Περιγραφικά στοιχεία αναφορικά με την πιθανότητα ασυνέπειας του εξεταζόμενου μοντέλου (εκφρασμένα %)

	2005	2006	2007	2008	2009	2010
Μέση Τιμή	1.83	2.07	1.17	3.83	4.42	5.87
Διάμεσος	0.03	0.11	0.02	1.82	1.65	2.14
Τυπ. Απόκλ.	4.07	4.95	5.72	6.57	7.54	9.70
Μεγ. Τιμή	30.00	32.01	63.01	56.04	57.12	89.21

Ακολουθώντας την προσέγγιση που είδαμε στο κεφάλαιο της μεθοδολογίας, οι εισηγμένες επιχειρήσεις κατηγοριοποιούνται ως χαμηλού ή υψηλού κινδύνου με βάση την εκτιμώμενη πιθανότητα αθέτησης. Στην παρούσα ανάλυση, δοκιμάζουμε διαφορετικά όρια πιθανοτήτων αθέτησης για να υλοποιήσουμε την ταξινόμηση και να διερευνήσουμε την ευστάθεια των αποτελεσμάτων κάτω από διαφορετικά σενάρια ανάλυσης κινδύνου. Θα πρέπει

να τονιστεί ότι χρησιμοποιώντας υψηλότερες τιμές για το όριο PD οδηγούμαστε σε μείωση του αριθμού των επιχειρήσεων υψηλού κινδύνου (δηλαδή, περιπτώσεις PD πάνω από το όριο), το οποίο αντιστοιχεί σε πιστωτικές πολιτικές εκτεθειμένες σε κινδύνους. Το Σχήμα 5.2. παρουσιάζει τη σχέση μεταξύ του ορίου PD και ενός εμπειρικά εκτιμώμενου επιπέδου κινδύνου χρησιμοποιώντας το δείγμα των εισηγμένων εταιρειών. Το επίπεδο κινδύνου ορίζεται ως το ποσοστό των παρατηρήσεων που κατατάσσονται στην ομάδα υψηλού κινδύνου, σύμφωνα με το όριο PD που έχει χρησιμοποιηθεί. Το ανωτέρω γράφημα, δείχνει ότι το επίπεδο κινδύνου αυξάνει εκθετικά όσο το όριο PD μειώνεται. Όρια κάτω του 10% φαίνεται ότι είναι πολύ αυστηρά, με πολλές παρατηρήσεις να κατατάσσονται στην ομάδα υψηλού κινδύνου, ενώ όρια άνω του 30% οδηγούν μικρό αριθμό παρατηρήσεων να κατατάσσονται στην ομάδα υψηλού κινδύνου (π.χ., ο εμπειρικός κίνδυνος πέφτει κάτω από 5% για όρια άνω του 40%).



Σχήμα 5.2. Σχέση μεταξύ του ορίου πιθανότητας αθέτησης και του εμπειρικού επιπέδου κινδύνου

Με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα και λαμβάνοντας υπόψη τις συνθήκες που επικρατούσαν στην Ελλάδα κατά την περίοδο της ανάλυσης, επικεντρωνόμαστε σε τρία διαφορετικά σενάρια ανάληψης κινδύνου. Πρώτον, σύμφωνα με μια αυστηρή προσέγγιση, που αντιστοιχεί σε μεγαλύτερο αριθμό επιχειρήσεων στην ομάδα υψηλού κινδύνου, το όριο καθορίζεται στο 10%. Από την άλλη μεριά, σε ένα πιο χαλαρό σενάριο κινδύνου το όριο αυξάνεται σε 30%, ενώ σε ένα ενδιάμεσο επίπεδο κινδύνου το όριο καθορίζεται στο 20%³⁴.

Χρησιμοποιώντας τις ανωτέρω προδιαγραφές, ο Πίνακας 5.7, παρουσιάζει λεπτομερή στατιστικά δεδομένα, σχετικά με τον αριθμό των υψηλού και χαμηλού κινδύνου (εισηγμένων) επιχειρήσεων ανά έτος, μαζί με το μέσο όρο του PD, που έχει εκτιμηθεί από το μοντέλο της αγοράς σε όλες τις περιπτώσεις (10%, 20% και 30%) που ανήκουν σε κάθε ομάδα (συνεπείς και ασυνεπείς). Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.1 είναι προφανές ότι σε όλες τις περιπτώσεις, ο αριθμός των επιχειρήσεων υψηλού κινδύνου έχει αυξηθεί

³⁴ Εδώ θα πρέπει να επισημάνουμε, ότι πραγματοποιήθηκαν και έλεγχοι με διαφορετικά όρια (5% και 15%).

σημαντικά κατά την περίοδο 2007-2010. Το 2006, το ποσοστό των επιχειρήσεων της ομάδας υψηλού κινδύνου κυμάνθηκε μεταξύ 3.1% (στην περίπτωση που το όριο PD ήταν 30%) έως 8% (όταν το όριο PD ήταν 10%). Από την άλλη μεριά, το 2010 το ποσοστό των επιχειρήσεων υψηλού κινδύνου στο δείγμα αυξήθηκε στο 58.4%, 42.1% και 27.6%, αντίστοιχα, με όρια 10%, 20% και 30%. Επιπλέον, σύμφωνα με τα αποτελέσματα του Σχήματος 5.2, είναι ξεκάθαρο ότι ο αριθμός των επιχειρήσεων υψηλού κινδύνου μειώνεται σημαντικά καθώς το όριο PD αυξάνει. Επίσης, είναι άξιο αναφοράς ότι τα PD, που έχουν υπολογιστεί από το μοντέλο της αγοράς είναι καλά διαφοροποιημένα μεταξύ των δύο ομάδων. Ο συνολικός μέσος όρος PD για τις επιχειρήσεις χαμηλού κινδύνου κυμαίνεται μεταξύ 1.59 έως 5.41% (ανάλογα με το όριο PD που έχει χρησιμοποιηθεί για την κατάταξη των επιχειρήσεων), ενώ, για τις επιχειρήσεις υψηλού κινδύνου κυμαίνεται μεταξύ 25.93% και 42.19%. Όπως είναι αναμενόμενο, τα PD και για τις δύο ομάδες επιχειρήσεων (χαμηλού και υψηλού κινδύνου) αυξάνονται ανάλογα με τα όρια ταξινόμησης PD.

Πίνακας 5.7. Ταξινόμηση των εισηγμένων επιχειρήσεων και μέση πιθανότητα αθέτησης ανά ομάδα κινδύνου

Έτη	Όριο PD = 10%		Όριο PD = 20%		Όριο PD = 30%	
	Χαμηλού Κινδύνου	Υψηλού Κινδύνου	Χαμηλού Κινδύνου	Υψηλού Κινδύνου	Χαμηλού Κινδύνου	Υψηλού Κινδύνου
2005	163 (1.12)	29 (17.41)	182 (2.39)	10 (25.25)	191 (3.41)	1 (36.09)
2006	207 (0.91)	18 (25.70)	212 (1.23)	13 (30.00)	218 (1.85)	7 (35.58)
2007	190 (1.35)	35 (41.68)	203 (2.16)	22 (58.03)	207 (2.61)	18 (65.27)
2008	137 (2.95)	90 (19.99)	191 (6.35)	36 (27.50)	217 (8.50)	10 (35.89)
2009	142 (1.84)	82 (24.28)	173 (4.15)	51 (30.08)	204 (7.36)	20 (37.54)
2010	92 (2.03)	129 (28.79)	128 (5.75)	93 (34.03)	160 (9.59)	61 (38.80)
Σύνολο	931 (1.59)	383 (25.93)	1089 (3.49)	225 (33.81)	1197 (5.41)	117 (42.19)

Ο Πίνακας 5.8, συνοψίζει τις μέσες τιμές των επιλεγμένων χρηματοοικονομικών δεικτών για κάθε μια από τις ομάδες (χαμηλού και υψηλού κινδύνου) που ορίζονται μέσω των αποτελεσμάτων του μοντέλου αγοράς. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι μέσοι όροι για τις επιχειρήσεις χαμηλού κινδύνου δεν αλλάζουν σημαντικά κάτω από τις τρεις διαφορετικές ρυθμίσεις ταξινόμησης (δηλαδή, διαφορετικά όρια PD). Από την άλλη μεριά, στις επιχειρήσεις υψηλού

κινδύνου, καθώς το όριο PD αυξάνει, οι μέσοι όροι των δεικτών που σχετίζονται θετικά με την ασυνέπεια εμφανίζουν αυξητική τάση. Σε όλες τις περιπτώσεις, οι διαφορές στα χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά των δύο ομάδων είναι στατιστικά σημαντικές σε επίπεδο 1% (σύμφωνα με το τεστ Mann-Whitney).

Πίνακας 5.8. Μέσοι Όροι χρηματοοικονομικών δεικτών για τις ομάδες κινδύνου, όπως ορίζονται από το μοντέλο αγοράς (εισηγμένες επιχειρήσεις)

Δείκτες	Όριο PD = 10%		Όριο PD = 20%		Όριο PD = 30%	
	Χαμηλού Κινδύνου	Υψηλού Κινδύνου	Χαμηλού Κινδύνου	Υψηλού Κινδύνου	Χαμηλού Κινδύνου	Υψηλού Κινδύνου
GP / S	0.306	0.242	0.300	0.228	0.293	0.233
IE / S	0.043	0.066	0.043	0.077	0.045	0.092
CA / STL	1.936	1.226	1.862	1.087	1.804	0.966
AR / S	157.872	211.785	159.810	240.261	165.116	260.244
EBIT / TA	0.034	-0.048	0.027	-0.070	0.019	-0.086
S / STL	2.725	1.589	2.605	1.369	2.517	1.130
TL / TA	0.544	0.746	0.562	0.803	0.578	0.859

5.7. Γενίκευση σε μη-εισηγμένες επιχειρήσεις

Με βάση τις ταξινομήσεις του μοντέλου αγοράς που περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα, τα SVM μοντέλα (γραμμικά, RBF, προσθετικά) και η πολυκριτήρια μεθοδολογία UTADIS που αναπτύχθηκαν παρείχαν συστάσεις / προτάσεις σχετικά με το επίπεδο του πιστωτικού κινδύνου των επιχειρήσεων με βάση επιλεγμένους αριθμοδείκτες. Οι παράμετροι όλων των μοντέλων βαθμονομήθηκαν χρησιμοποιώντας μια διαδικασία αναζήτησης που βασίστηκε στην 5- fold cross validation (Momma και Bennett, 2002). Η βηματική λογιστική παλινδρόμηση (stepwise LR) χρησιμοποιήθηκε για σκοπούς σύγκρισης, καθώς και για την επιλογή των μεταβλητών. Η LR είναι η πιο διαδεδομένη στατιστική προσέγγιση που χρησιμοποιείται για τη λήψη χρηματοοικονομικών αποφάσεων, με πολυάριθμες εφαρμογές σε διάφορα προβλήματα ταξινόμησης, συμπεριλαμβανομένης και της πιστωτικής αξιολόγησης (credit scoring). Επιπλέον, η βηματική LR παρέχει μια απλή και εύκολη προσέγγιση για την επιλογή των στατιστικά σημαντικών προβλεπτικών δεικτών σε ένα πολυμεταβλητό πλαίσιο. Σε αυτή τη μελέτη, χρησιμοποιήθηκε μια «προς τα εμπρός βηματική διαδικασία επιλογής» (forward selection procedure) σε επίπεδο σημαντικότητας 5%.

Ο Πίνακας 5.9, παρουσιάζει τους συντελεστές των χρηματοοικονομικών δεικτών στα μοντέλα που αναπτύχθηκαν μέσω της βηματικής LR. Οι συντελεστές των δεικτών στα μοντέλα γραμμικών SVM (LSVM) παρουσιάζονται τόσο στο σύνολο των δεικτών που επιλέγονται από την LR (SVM-LR) όσο και στο πλήρες σύνολο των δεικτών (SVM-all). Η προσθετική

προσέγγιση (ASVM) παρέχει τέτοιες εκτιμήσεις μέσω της εξέτασης των μερικών συναρτήσεων εκτίμησης των χαρακτηριστικών/δεικτών f_1, \dots, f_n σύμφωνα με το ακόλουθο προσθετικό μοντέλο:

$$F(x) = \alpha + \sum_{k=1}^n f_k(x_k) \quad (5.6)$$

Στο πλαίσιο των ASVM η σχετική σημασία των χρηματοοικονομικών δεικτών μετράται μέσω της τυπικής απόκλισης των μερικών συναρτήσεων εκτίμησης των χαρακτηριστικών/δεικτών, κανονικοποιημένη έτσι ώστε οι συνεισφορές όλων των μεταβλητών να αθροίζονται στη μονάδα.

Πίνακας 5.9. Συνεισφορά των μεταβλητών στα γραμμικά και προσθετικά μοντέλα που αναπτύχθηκαν με τη χρήση των ταξινομήσεων του μοντέλου αγοράς

		GP/S	IE/S	CA/STL	AR/S	EBIT/TA	S/STL	TL/TA
O _{pio} PD 10%	LR	0.757	–	–	–	9.617	0.192	–4.074
	LSVM-all	0.080	0.182	–0.122	0.006	0.935	0.456	–1.058
	LSVM-LR	0.093	–	–	–	0.944	0.303	–0.931
	ASVM-all	0.050	0.183	0.169	0.053	0.206	0.201	0.137
	ASVM-LR	0.096				0.301	0.117	0.486
	UTADIS -all	0.071	–	0.070	0.010	0.229	0.164	0.456
	UTADIS -LR	0.047				0.491	0.180	0.282
O _{pio} PD 20%	LR	1.240	–	–	–	8.992	0.219	–4.490
	LSVM-all	0.142	0.116	–0.006	0.071	0.811	0.662	–1.043
	LSVM-LR	0.156	–	–	–	0.884	0.471	–1.030
	ASVM-all	0.047	0.150	0.214	0.041	0.220	0.205	0.123
	ASVM-LR	0.115				0.234	0.117	0.534
	UTADIS	0.071	–	0.025	0.033	0.340	0.036	0.495
	UTADIS -LR	0.055				0.425	0.171	0.349
O _{pio} PD 30%	LR	1.063	–	–	–	5.503	0.533	–5.453
	LSVM-all	0.158	0.146	–0.104	0.162	0.534	1.190	–1.230
	LSVM-LR	0.121	–	–	–	0.502	0.763	–1.194
	ASVM-all	0.040	0.117	0.245	0.068	0.190	0.190	0.149
	ASVM-LR	0.051				0.172	0.152	0.624
	UTADIS	0.019	–	0.026	0.020	0.332	0.294	0.309
	UTADIS -LR	0.013				0.212	0.688	0.087

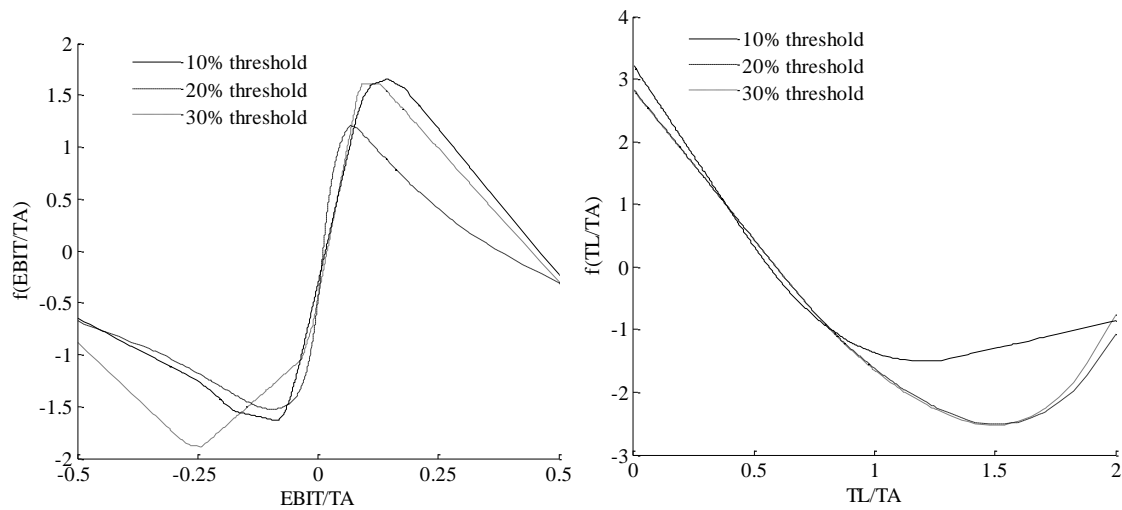
Σύμφωνα με τα αποτελέσματα του Πίνακα 5.9, οι συντελεστές των δεικτών που επιλέχθηκαν από το μοντέλο της βηματικής LR (4 δείκτες), έχουν τα αναμενόμενα πρόσημα, τόσο στην LR όσο και στα μοντέλα των γραμμικών SVM. Στον αντίποδα, στο μοντέλο

γραμμικού SVM που αναπτύχθηκε με όλους τους δείκτες, οι συντελεστές των δεικτών που δεν επιλέχθηκαν από τη βηματική διαδικασία, έχουν αντίθετα πρόσημα συγκρινόμενα με την σχέση τους με την αναμενόμενη πιθανότητα αθέτησης. Στο μοντέλο ASVM, που αναπτύχθηκε με όλους τους δείκτες, οι δείκτες κυκλοφορούν ενεργητικό προς βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις (CA / STL), απόδοσης του ενεργητικού (κέρδη προ τόκων φόρων προς σύνολο ενεργητικού (EBIT / TA) και πωλήσεις προς βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις (S / STL) ανεδείχθησαν ως οι σημαντικότεροι προβλεπτικοί παράγοντες κάτω από όλες τις ρυθμίσεις (διαφορετικά όρια PD). Στα μοντέλα ASVM, που αναπτύχθηκαν με τους τέσσερις δείκτες που επιλέχθηκαν από την LR (ASVM-LR), ο δείκτης φερεγγυότητας (TL / TA) είναι ο πιο σημαντικός προβλεπτικός παράγοντας, ακολουθούμενος από την απόδοση ενεργητικού.

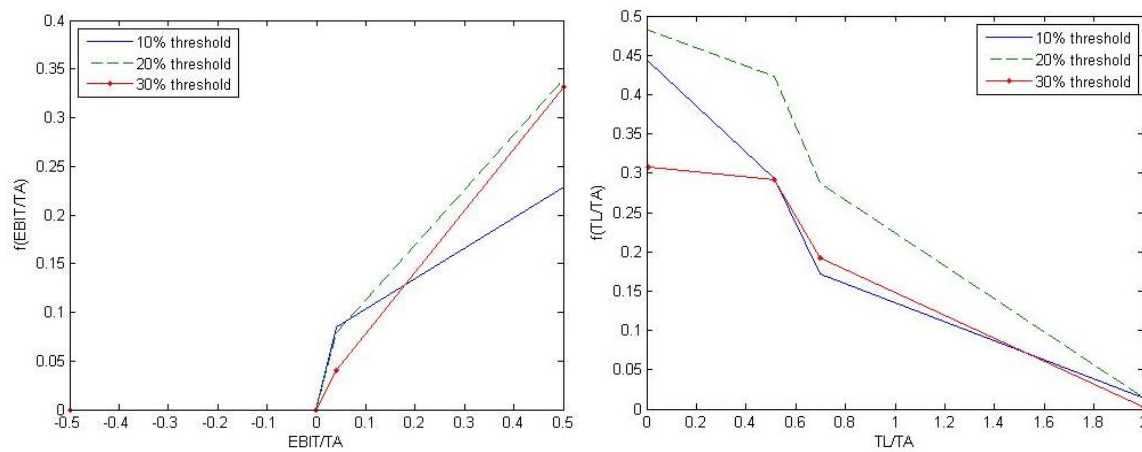
Προχωρώντας στη μέθοδο UTADIS, παρατηρούμε ότι στην περίπτωση που χρησιμοποιούνται τέσσερις δείκτες, η κατάσταση είναι παρόμοια με τα ASVM (περιπτώσεις με PD 10% και 20%), όπου οι δύο κυριότεροι δείκτες είναι κατά σειρά ο δείκτης της απόδοσης του ενεργητικού EBIT/TA, ακολουθούμενος από το δείκτη φερεγγυότητας (TL/TA). Στην περίπτωση που το όριο είναι 30%, εκτός από τον δείκτη EBIT/TA, μπαίνει και ο δείκτης S/STL. Αναφορικά με τη χρήση του πλήρους αριθμού κριτηρίων, στις περιπτώσεις με PD 10% και 20%, οι σημαντικότεροι προβλεπτικοί παράγοντες, είναι οι ίδιοι με την χρήση των τεσσάρων δεικτών, αλλά με αντεστραμμένη θέση, ενώ όταν το όριο είναι 30%, εκτός από τους δύο δείκτες, προστίθεται και αυτός των πωλήσεων προς τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις (S/STL). Αξίζει να σημειωθεί ότι τόσο στα ASVM όσο και στην UTADIS, στην περίπτωση που εξετάζουμε τους δείκτες που μας υπέδειξε η βηματική – LR, η βαρύτητα των δεικτών EBIT/TA και TL/TA, κυμαίνεται μεταξύ 75% - 80% .

Το σχήμα 5.3, απεικονίζει τις μερικές συναρτήσεις αξιολόγησης (τυποποιημένες με μηδενική μέση τιμή και διακύμανση ίση με μονάδα) αυτών των δύο δεικτών στα μοντέλα ASVM που αναπτύχθηκαν με το σύνολο των μεταβλητών σε όλες τις διαφορετικές περιπτώσεις ορίων PD. Είναι προφανές ότι οι επιχειρήσεις αξιολογούνται αναφορικά με τον δείκτη EBIT / TA μέσα από μια συνάρτηση που θυμίζει S, ενώ η φερεγγυότητα συμβάλλει σε όλα τα μοντέλα μέσω μιας φθίνουσας συνάρτησης. Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι η μορφή των συναρτήσεων αξιολόγησης είναι ευσταθής και στις τρεις διαφορετικές ρυθμίσεις (όρια PD).

Στο σχήμα 5.4, παρουσιάζουμε τις προσθετικές συναρτήσεις αξίας των δύο ανωτέρω αναφερόμενων δεικτών, στα μοντέλα της UTADIS όπου χρησιμοποιούνται όλοι οι δείκτες. Παρατηρούμε, ότι όπως και στην περίπτωση των ASVM, στην περίπτωση του δείκτη φερεγγυότητας, η συνάρτηση είναι φθίνουσα, ενώ στον δείκτη EBIT/TA, έχουμε μια αύξουσα συνάρτηση.



Σχήμα 5.3. Μερικές Συναρτήσεις Αξιολόγησης των δεικτών EBIT/TA και TL/TA (περίπτωση ASVM-all)



Σχήμα 5.4. Προσθετικές Συναρτήσεις Αξίας των δεικτών EBIT / TA και TL/TA (περίπτωση UTADIS – all)

Προκειμένου να γίνει αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των μοντέλων, αυτά εφαρμόστηκαν στο δείγμα των μη εισηγμένων εταιρειών και τα αποτελέσματα τους συγκρίθηκαν με την πραγματική πιστωτική κατάσταση των επιχειρήσεων (όπως περιγράφεται στην ενότητα 5.5.1). Η απόδοση των μοντέλων αναλύεται μέσα από δύο δημοφιλείς μετρήσεις, πιο συγκεκριμένα την περιοχή κάτω από την χαρακτηριστική λειτουργική καμπύλη (AUROC, (Fawcett,2006) και την απόσταση Kolmogorov-Smirnov.

Συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα και για τα δύο μέτρα αξιολόγησης, για όλα τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν, δίνονται στους πίνακες 5.10 και 5.11. Οι δύο πίνακες παρουσιάζουν αποτελέσματα εκτός δείγματος (out of sample), που αφορούν την εφαρμογή των μοντέλων που αναπτύχθηκαν με βάση τις εισηγμένες εταιρείες, στο δείγμα των μη εισηγμένων. Τα αποτελέσματα αναφέρονται για κάθε έτος χωριστά, καθώς και συνολικά (για όλη την χρονική

περίοδο). Τα καλύτερα αποτελέσματα, σε κάθε σει ταξινόμησης (δηλαδή, διαφορετικά όρια PD) και έτος σημειώνονται με έντονο χρώμα. Μεταξύ των μεθόδων που χρησιμοποιούνται στη σύγκριση, τα ASVM παρέχουν τα καλύτερα αποτελέσματα (συνολικά) για τα δύο μέτρα αξιολόγησης και σε όλα τα διαφορετικά σει ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα AUROC παρέχουν πιο σαφή συμπεράσματα για τη σχετική απόδοση των διαφορετικών μοντέλων, από ότι τα αποτελέσματα της απόστασης K-S που είναι πιο συγκεχυμένα. Ειδικότερα, σύμφωνα με το μέτρο AUROC, τα ASVM έχουν ελαφρώς καλύτερη απόδοση με τη χρήση του συνόλου των χρηματοοικονομικών δεικτών (ASVM-all), σε σύγκριση με το μειωμένο αριθμό δεικτών που επιλέγονται μέσω της βηματικής διαδικασίας LR (ASVM-LR). Παρεμφερή αποτελέσματα, παρατηρούμε και για τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν με την πολυκριτήρια μεθοδολογία UTADIS. Μεταξύ των γραμμικών και των RBF SVM μοντέλων καθώς και της LR, δεν υπάρχουν σημαντικές διαφορές. Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι τα αποτελέσματα είναι ευσταθή για όλες τις μεθόδους κάτω από τις τρεις διαφορετικές εναλλακτικές που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση της κατάταξης των εισηγμένων επιχειρήσεων αναφορικά με τον πιστωτικό κίνδυνο, χρησιμοποιώντας διαφορετικά όρια PD. Ωστόσο, η κατηγοριοποίηση που έγινε με τον καθορισμό του ορίου PD στο 20%, φαίνεται να παρέχει ελαφρώς καλύτερα συνολικά αποτελέσματα (κατά μέσο όρο, όμως, οι διαφορές είναι πολύ οριακές). Στις επόμενες δύο παραγράφους θα εξετάσουμε πιο ενδελεχώς τα δύο κριτήρια AUROC και K-S, ανά όριο PD και έτος.

Ξεκινώντας με το μέτρο AUROC (πίνακας 5.10) στην περίπτωση όπου το όριο PD=10%, παρατηρούμε ότι κάθε έτος η μέθοδος ASVM-all, μας δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, εκτός από τη χρονιά 2010, όπου η ASVM-LR υπερέχει. Από τις υπόλοιπες μεθόδους, η πολυκριτήρια UTADIS με τη χρήση όλων των δεικτών, εμφανίζει καλές επιδόσεις, ειδικά τα έτη 2009 και 2010 που βρίσκεται στην δεύτερη θέση, με μικρές αποκλίσεις από την πρώτη θέση. Όταν το όριο PD=20%, η ASVM με όλα τα κριτήρια, βρίσκεται στην πρώτη θέση, ακολουθούμενη από την ASVM μέθοδο με χρήση τεσσάρων κριτηρίων, ενώ έπεται η UTADIS με χρήση όλων των κριτηρίων. Τέλος, όταν το όριο PD=30%, η κατάσταση είναι παρόμοια με αυτή όπου το όριο είναι 20%. Η μόνη διαφοροποίηση, αφορά το έτος 2007, όπου μετά τα ASVM, βρίσκουμε τη μέθοδο RBF με χρήση τεσσάρων δεικτών. Συγκεντρωτικά, μπορούμε να πούμε ότι τα αποτελέσματα είναι οριακά καλύτερα στην περίπτωση που το όριο είναι 20%, ακολουθεί η περίπτωση με PD=30% και στο τέλος είναι η περίπτωση όταν το όριο είναι 10%. Οι διαφορές πάντως είναι πολύ μικρές και κυμαίνονται μεταξύ 1% - 3%. Ένα άλλο ενδιαφέρον γεγονός που επισημάνσαμε και προηγουμένως, είναι η μικρή διαφορά που υπάρχει μεταξύ γραμμικών και μη γραμμικών SVM, γεγονός που έχει αποδειχθεί και σε άλλες παρεμφερείς μελέτες (Zhang et al.,2014, Danenas και Garsva, 2015, Harris,2015).

Αναφορικά με το μέτρο K-S (πίνακας 5.11), στην περίπτωση όπου το PD=10%, υπάρχει μια μικρή υπεροχή της πολυκριτήριας μεθόδου UTADIS με χρήση όλων των δεικτών, σε σχέση με τα SVM (ASVM,LSVM και RBFSVM) με χρήση τεσσάρων δεικτών. Κατά τα έτη 2007-2009, παρατηρούμε ότι στην τρίτη θέση βρίσκουμε τα RBF και τα LSVM με χρήση τεσσάρων

δεικτών. Όταν το όριο αθέτησης είναι 20%, τα ASVM είτε με τέσσερις είτε με το σύνολο των δεικτών κυριαρχούν κάθε έτος, εκτός από το 2008, όπου στην πρώτη θέση βρίσκουμε τα RBF-LR, ακολουθούμενα από την UTADIS με χρήση όλων των δεικτών. Παρόμοια κατάσταση με αυτήν του 20%, επικρατεί και όταν το όριο είναι 30%, με μόνη διαφορά ότι το έτος 2008 στην πρώτη θέση βρίσκουμε την UTADIS με χρήση τεσσάρων δεικτών. Συνοπτικά, όταν το όριο είναι 20%, τα αποτελέσματα είναι καλύτερα για όλες τις χρονιές, εκτός του 2009 όπου το όριο 30% μας δίνει καλύτερη τιμή στο εν λόγω μέτρο. Οι διαφορές είναι και εδώ μικρές, αν και σε μερικές περιπτώσεις όχι τόσο οριακές όσο αυτές στο μέτρο AUROC.

Πίνακας 5.10. Περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC για το δείγμα των μη-εισηγμένων επιχειρήσεων

Όριο PD.	Μέθοδοι	2007	2008	2009	2010	Συνολικό
10%	LR	0.711	0.740	0.722	0.817	0.741
	LSVM-all	0.711	0.744	0.728	0.820	0.745
	LSVM-LR	0.718	0.752	0.739	0.829	0.754
	RBFSVM-all	0.704	0.738	0.738	0.825	0.747
	RBFSVM-LR	0.718	0.752	0.739	0.830	0.755
	ASVM-all	0.735	0.773	0.756	0.830	0.771
	ASVM-LR	0.733	0.769	0.750	0.849	0.770
	UTADIS-all	0.724	0.760	0.754	0.830	0.765
	UTADIS-LR	0.701	0.738	0.736	0.803	0.742
20%	LR	0.714	0.746	0.731	0.827	0.748
	LSVM-all	0.713	0.747	0.732	0.828	0.749
	LSVM-LR	0.719	0.753	0.740	0.830	0.755
	RBFSVM-all	0.722	0.749	0.743	0.833	0.757
	RBFSVM-LR	0.680	0.752	0.719	0.812	0.736
	ASVM-all	0.763	0.791	0.770	0.852	0.790
	ASVM-LR	0.749	0.780	0.765	0.843	0.781
	UTADIS-all	0.729	0.758	0.757	0.836	0.767
	UTADIS-LR	0.702	0.750	0.740	0.806	0.747
30%	LR	0.708	0.748	0.737	0.831	0.751
	LSVM-all	0.703	0.739	0.730	0.823	0.743
	LSVM-LR	0.714	0.753	0.737	0.821	0.752
	RBFSVM-all	0.696	0.743	0.735	0.813	0.743
	RBFSVM-LR	0.721	0.753	0.748	0.833	0.760
	ASVM-all	0.759	0.790	0.765	0.851	0.787
	ASVM-LR	0.730	0.770	0.757	0.838	0.770
	UTADIS-all	0.711	0.759	0.755	0.836	0.763
	UTADIS-LR	0.710	0.745	0.750	0.835	0.757

Πίνακας 5.11. Αποτελέσματα κριτηρίου Kolmogorov-Smirnov για το δείγμα των μη-εισηγμένων επιχειρήσεων

Όριο PD.	Μέθοδοι	2007	2008	2009	2010	Συνολικό
10%	LR	0.403	0.421	0.380	0.511	0.389
	LSVM-all	0.402	0.430	0.396	0.494	0.402
	LSVM-LR	0.410	0.461	0.404	0.541	0.418
	RBFSVM-all	0.329	0.407	0.401	0.557	0.396
	RBFSVM-LR	0.411	0.469	0.399	0.542	0.417
	ASVM-all	0.399	0.419	0.411	0.569	0.424
	ASVM-LR	0.411	0.495	0.397	0.584	0.431
	UTADIS-all	0.413	0.485	0.412	0.577	0.443
	UTADIS-LR	0.345	0.425	0.387	0.480	0.381
20%	LR	0.392	0.452	0.394	0.521	0.412
	LSVM-all	0.386	0.436	0.396	0.518	0.407
	LSVM-LR	0.411	0.462	0.401	0.538	0.418
	RBFSVM-all	0.392	0.446	0.396	0.569	0.427
	RBFSVM-LR	0.333	0.507	0.389	0.513	0.404
	ASVM-all	0.428	0.463	0.431	0.582	0.440
	ASVM-LR	0.424	0.480	0.423	0.584	0.459
	UTADIS-all	0.401	0.482	0.431	0.613	0.439
	UTADIS-LR	0.346	0.459	0.395	0.482	0.394
30%	LR	0.374	0.439	0.425	0.521	0.408
	LSVM-all	0.363	0.431	0.418	0.527	0.402
	LSVM-LR	0.379	0.431	0.429	0.496	0.407
	RBFSVM-all	0.346	0.405	0.385	0.510	0.393
	RBFSVM-LR	0.359	0.450	0.403	0.555	0.418
	ASVM-all	0.427	0.462	0.423	0.600	0.448
	ASVM-LR	0.394	0.467	0.443	0.585	0.440
	UTADIS-all	0.362	0.460	0.442	0.575	0.437
	UTADIS-LR	0.390	0.472	0.422	0.559	0.438

5.8. Σύγκριση με μοντέλα που έχουν δημιουργηθεί βασιζόμενα σε ιστορικά δεδομένα αθετήσεων

Για να ελεγχθεί η χρησιμότητα των μοντέλων που κατασκευάστηκαν με βάση τις εκτιμήσεις των PD που ελήφθησαν μέσω του μοντέλου BSM, πραγματοποιήθηκε σύγκριση με μοντέλα αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας (CRMs) που αναπτύχθηκαν με τη χρήση ιστορικών διαθέσιμων στοιχείων αθέτησης των υποχρεώσεων για τις μη εισηγμένες επιχειρήσεις. Έτσι, στην περίπτωση αυτή, τα CRMs αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας ως εξαρτημένη μεταβλητή την πραγματική κατάσταση αθέτησης ή μη των επιχειρήσεων.

Για την κατασκευή αυτών των CRMs μοντέλων, τα στοιχεία για την περίοδο 2007-2008 χρησιμοποιήθηκαν για την δημιουργία του μοντέλου, ενώ τα δεδομένα 2009-2010 χρησιμοποιήθηκαν ως δείγμα ελέγχου. Παρόμοια με την προσέγγιση που χρησιμοποιήθηκε για τα μοντέλα της αγοράς, η βηματική LR χρησιμοποιήθηκε για την επιλογή των πιο σημαντικών χρηματοοικονομικών δεικτών. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.12. και δείχνουν ότι η βηματική διαδικασία επέλεξε περισσότερες μεταβλητές σε σύγκριση με τα αποτελέσματα για τις εισηγμένες επιχειρήσεις (έξι έναντι. τεσσάρων). Όλες οι μεταβλητές στο μοντέλο LR, έχουν το αναμενόμενο πρόσημο και έτσι συμβαίνει και στις μεταβλητές στα γραμμικά μοντέλα SVM που αναπτύχθηκαν τόσο με μειωμένο όσο και πλήρες σύνολο των μεταβλητών (εκτός από τον δείκτη S / STL στο πλήρες μοντέλο LSVM). Αναφορικά με την συνεισφορά των μεταβλητών στα μοντέλα ASVM, ο δείκτης EBIT / TA είναι ο πιο σημαντικός. Ο δείκτης αυτός είχε βρεθεί να είναι ένας ισχυρός προβλεπτικός παράγοντας και στην περίπτωση των μοντέλων αγοράς που αναλύθηκαν στην προηγούμενη ενότητα. Στην περίπτωση της UTADIS, παρατηρούμε ότι ο δείκτης με την μεγαλύτερη συνεισφορά είναι ο CA/STL, ο οποίος είχε πολύ μικρά ποσοστά στα μοντέλα της αγοράς. Ένα ακόμα σημαντικό στοιχείο αποτελεί και το ποσοστό που λαμβάνει ο δείκτης IE/S, που στην περίπτωση των μοντέλων της αγοράς δεν είχε ληφθεί υπόψη (βλέπε Πίνακα 5.9).

Πίνακας 5.12. Συνεισφορά των μεταβλητών στα γραμμικά και προσθετικά μοντέλα για το δείγμα των μη-εισηγμένων επιχειρήσεων

Αριθμοδείκτες	LR	LSVM-all	LSVM-LR	ASVM-all	ASVM-LR	UTADIS	UTADIS LR
GP / S	0.981	0.155	0.177	0.121	0.147	0.141	0.145
IE / S	-8.521	-0.442	-0.396	0.127	0.154	0.200	0.121
CA / STL	0.213	0.149	0.089	0.163	0.198	0.249	0.453
AR / S	-0.001	-0.293	-0.243	0.091	0.110	0.161	0.205
EBIT / TA	2.290	0.298	0.305	0.202	0.246	0.050	0.041
S / STL	-	-0.134	-	0.177		0.050	-
TL / TA	-1.349	-0.459	-0.458	0.119	0.144	0.149	0.035

Οι πίνακες 5.13 και 5.14 παρουσιάζουν λεπτομερή συγκριτικά αποτελέσματα για την προβλεπτική ικανότητα των υποδειγμάτων αγοράς που αναλύθηκαν στην προηγούμενη ενότητα, σε σχέση με αυτά των CRMs που προσαρμόστηκαν στο πραγματικό προφίλ αθέτησης των μη εισηγμένων επιχειρήσεων. Μόνο τα εκτός δείγματος αποτελέσματα παρουσιάζονται, που ανήκουν στην περίοδο 2009-2010. Τα καλύτερα αποτελέσματα (σε όλα τα σετ, δηλαδή, CRM και τρία μοντέλα της αγοράς) για κάθε μέθοδο και έτος σημειώνονται με έντονο χρώμα. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα μοντέλα που βασίζονται σε στοιχεία της αγοράς είναι πολύ ανταγωνιστικά σε σύγκριση με τα με CRMs που προσαρμόστηκαν στο πραγματικό προφίλ αθέτησης των μη εισηγμένων επιχειρήσεων. Ιδιαίτερα, σε όρους συνόλου (2009-2010) και βάσει του κριτηρίου AUROC, τα μοντέλα αγοράς που αναπτύχθηκαν με όρια PD 20% και 30% είναι πολύ κοντά με αυτά των CRMs. Τα δύο μοντέλα αγοράς ASVM με όριο PD 20% έχουν ακόμα καλύτερη απόδοση από ό, τι τα αντίστοιχα CRMs. Στην περίπτωση της UTADIS, τα μοντέλα αγοράς, κάτω από όλες τις συνθήκες (διαφορετικά όρια PD), παρουσιάζουν καλύτερη απόδοση από τα CRMs. Παρόμοια συμπεράσματα προκύπτουν επίσης με το κριτήριο K-S, όπου και πάλι τα μοντέλα που βασίζονται στην αγορά βρέθηκαν να είναι πολύ ανταγωνιστικά με τα μοντέλα CRM.

Παρατηρώντας πιο αναλυτικά τα αποτελέσματα του πίνακα 5.13, αναφορικά με το μέτρο AUROC, μπορούμε να δούμε ότι το 2009, τα CRMs έχουν καλύτερη απόδοση από τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν με χρήση LR,LSVM και RBFSVM. Στην περίπτωση των ASVM, όταν το όριο είναι 20%, η απόδοση είναι καλύτερη από ότι τα CRMs, ενώ υπολείπονται όταν τα όρια διαμορφωθούν στο 10% και 30% αντίστοιχα. Πρέπει να σημειώσουμε εδώ, ότι οι διαφορές είναι οριακές. Σε ότι αφορά την χρήση της UTADIS, η απόδοση των μοντέλων της αγοράς είναι πάντα καλύτερη κάτω από κάθε διαφορετικό πλαίσιο (όριο PD). Προχωρώντας στο 2010, τα μοντέλα αγοράς κάτω από όλες τις διαφορετικές μεθοδολογίες παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα από ότι τα CRMs. Το σημαντικό εδώ είναι ότι και μεθοδολογίες όπως LR,LSVM και RBFSVM υπερिशύουν, κάτι το οποίο δεν συνέβαινε το προηγούμενο έτος εξέτασης. Επίσης, η πλειοψηφία των μοντέλων αγοράς αποδίδει καλύτερα κάτω από το όριο 20%. Στο σύνολο των ετών (2009 και 2010), τα αποτελέσματα είναι παρεμφερή με αυτά του 2009, δηλ. υπεροχή των CRMs εκτός των περιπτώσεων που χρησιμοποιούμε τα ASVM και την UTADIS.

Ο πίνακας 5.14, παρουσιάζει τα αποτελέσματα του μέτρου K-S. Το μέτρο αυτό, όπως έχει ξαναειπωθεί μετράει την διαφορά που υπάρχει ανάμεσα στις δύο ομάδες (συνεπείς / ασυνεπείς). Όσο μεγαλύτερη η τιμή, τόσο πιο σωστά ταξινομούνται οι ασυνεπείς επιχειρήσεις σε χαμηλότερη κλίμακα από ότι αυτές που ανήκουν στην ομάδα των συνεπών. Το έτος 2009, παρατηρούμε ότι όταν το όριο PD είναι 30%, τα μοντέλα αγοράς έχουν καλύτερη επίδοση από τα CRMs, εκτός των μοντέλων RBF και ASVM-all, όπου υπερिशύουν τα CRMs. Για το έτος 2010, τα αποτελέσματα είναι κάπως διαφορετικά. Εδώ τα CRMs υπερिशύουν των LR και LSVM-all, ενώ στις υπόλοιπες περιπτώσεις τα μοντέλα αγοράς έχουν καλύτερη επίδοση (κυρίως

όταν το PD είναι 20% ή 30%). Στο σύνολο των ετών (2009 και 2010), τα CRMs έχουν καλύτερη επίδοση, εκτός των περιπτώσεων που χρησιμοποιούμε την UTADIS και τα ASVM.

Πίνακας 5.13. Σύγκριση των αποτελεσμάτων των μοντέλων αγοράς σε σχέση με τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου που αναπτύχθηκαν για μη εισηγμένες επιχειρήσεις (περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC)

		LR	LSVM-all	LSVM- LR	RBFSVM- all	RBFSVM- LR	ASVM-all	ASVM- LR	UTADIS	UTADIS LR
2009	CRM	0.760	0.759	0.762	0.760	0.761	0.767	0.759	0.752	0.717
	10%	0.722	0.728	0.739	0.738	0.739	0.756	0.750	0.754	0.736
	20%	0.731	0.732	0.740	0.743	0.719	0.770	0.765	0.757	0.740
	30%	0.737	0.730	0.737	0.735	0.748	0.765	0.757	0.755	0.750
2010	CRM	0.802	0.800	0.809	0.818	0.818	0.839	0.843	0.797	0.783
	10%	0.817	0.820	0.829	0.825	0.830	0.830	0.849	0.830	0.803
	20%	0.827	0.828	0.830	0.833	0.812	0.852	0.843	0.836	0.806
	30%	0.831	0.823	0.821	0.813	0.833	0.851	0.838	0.836	0.835
Overall	CRM	0.773	0.772	0.777	0.778	0.779	0.786	0.789	0.766	0.738
	10%	0.751	0.756	0.766	0.765	0.767	0.780	0.780	0.777	0.757
	20%	0.761	0.763	0.768	0.771	0.748	0.796	0.789	0.781	0.760
	30%	0.767	0.760	0.764	0.760	0.775	0.792	0.783	0.780	0.776

Πίνακας 5.14. Σύγκριση των αποτελεσμάτων των μοντέλων αγοράς σε σχέση με τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου που αναπτύχθηκαν για μη εισηγμένες επιχειρήσεις (κριτήριο Kolmogorov-Smirnov)

		LR	LSVM-all	LSVM- LR	RBFSVM- all	RBFSVM- LR	ASVM-all	ASVM- LR	UTADIS	UTADIS- LR
2009	CRM	0.412	0.411	0.423	0.407	0.410	0.433	0.413	0.413	0.366
	10%	0.380	0.396	0.404	0.401	0.399	0.411	0.397	0.412	0.387
	20%	0.394	0.396	0.401	0.396	0.389	0.431	0.423	0.431	0.395
	30%	0.425	0.418	0.429	0.385	0.403	0.423	0.443	0.442	0.422
2010	CRM	0.522	0.531	0.535	0.529	0.507	0.561	0.576	0.493	0.470
	10%	0.511	0.494	0.541	0.557	0.542	0.569	0.584	0.577	0.480
	20%	0.521	0.518	0.538	0.569	0.513	0.582	0.584	0.613	0.482
	30%	0.521	0.527	0.496	0.510	0.555	0.600	0.585	0.575	0.559
Overall	CRM	0.445	0.439	0.453	0.442	0.441	0.460	0.462	0.434	0.392
	10%	0.410	0.416	0.433	0.441	0.430	0.447	0.439	0.451	0.396
	20%	0.419	0.424	0.429	0.442	0.421	0.474	0.466	0.474	0.402
	30%	0.443	0.431	0.439	0.420	0.435	0.464	0.464	0.478	0.455

5.9. Συμπεράσματα και μελλοντικές προοπτικές

Αυτή η μελέτη εξέτασε την ανάπτυξη και την εφαρμογή ενός πλαισίου για την δημιουργία εταιρικών πιστωτικών μοντέλων βαθμολόγησης βασισμένα αποκλειστικά σε διαθέσιμα στο ευρύ κοινό δεδομένα. Για το σκοπό αυτό, το μοντέλο BSM χρησιμοποιήθηκε για να εισαγάγει έναν ορισμό της ασυνέπειας, με βάση τα δεδομένα της αγοράς αντί για την παραδοσιακή προσέγγιση που βασίζεται στο πιστωτικό ιστορικό των επιχειρήσεων. Οι υπολογισμοί των μοντέλων αγοράς για την ασυνέπεια, συνδέθηκαν με τα μοντέλα, συνδυάζοντας διαθέσιμα στο ευρύ κοινό οικονομικά δεδομένα. Τα μοντέλα αυτά μπορούν εύκολα να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση κάθε επιχείρησης (εισηγμένης ή μη εισηγμένης), προκειμένου να ληφθούν εκτιμήσεις του πιστωτικού κινδύνου αυτών των επιχειρήσεων.

Η εμπειρική εφαρμογή αυτής της προσέγγισης σε δεδομένα από την Ελλάδα οδήγησε σε ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν έδειξαν ότι, ακόμη και σε προβληματικές καταστάσεις χρηματιστηριακής αγοράς, όπως αυτές που επικράτησαν στην ελληνική χρηματιστηριακή αγορά κατά την τελευταία δεκαετία, η προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων που βασίζονται στην αγορά είναι πολύ ανταγωνιστική σε σχέση με τα παραδοσιακά μοντέλα αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας που βασίζονται στο πιστωτικό ιστορικό των επιχειρήσεων.

Κεφάλαιο 6. Συμπεράσματα – Μελλοντική Έρευνα

6.1. Συμπεράσματα και μελλοντικές προοπτικές

Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι μια από τις σημαντικότερες μορφές κινδύνου και έχει εξελιχθεί σε κεντρικό θέμα στη χρηματοοικονομική επιστήμη. Το αυξημένο ενδιαφέρον για τη μέτρηση και τη διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου οφείλεται, κατά κύριο λόγο, στο γεγονός ότι οι άμεσες και έμμεσες επιπτώσεις της ασυνέπειας είναι ιδιαίτερα σοβαρές και σχετίζεται άμεσα με τη μακροχρόνια κερδοφορία και βιωσιμότητα των εταιριών και γενικότερα των πιστωτικών ιδρυμάτων. Ιδιαίτερα το τελευταίο χρονικό διάστημα η δυσχερής οικονομική συγκυρία έχει κάνει τα πιστωτικά ιδρύματα πιο επιφυλακτικά στη χορήγηση δανείων.

Η αντιμετώπιση προβλημάτων ταξινόμησης, όπως είναι ο πιστωτικός κίνδυνος, επικεντρώνονται κυρίως στην διερεύνηση κατάλληλων μεθοδολογιών για την ανάπτυξη υποδείγματων, μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης, τα οποία συνθέτουν όλες τις παραμέτρους του προβλήματος με στόχο την υποστήριξη του αποφασίζοντος κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης των εναλλακτικών δραστηριοτήτων, υποδεικνύοντας με ακρίβεια την κατηγορία στην οποία εντάσσονται (στην περίπτωση μας αθέτησης / μη αθέτησης υποχρεώσεων), καθώς επίσης και στην ανάλυση της επίδρασης των παραμέτρων του προβλήματος (εξεταζόμενα κριτήρια), στην αξιολόγηση των εναλλακτικών δραστηριοτήτων και στις διαφοροποιήσεις που παρατηρούνται μεταξύ των κατηγοριών.

Για την ανάπτυξη τέτοιων μοντέλων έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορες τεχνικές. Κατά το παρελθόν, η πλειονότητα των προσεγγίσεων ήταν στατιστικές. Οι προσεγγίσεις αυτές συνέβαλαν στην κατανόηση της ταξινόμησης και των αρχών που πρέπει να διέπουν τα αναπτυσσόμενα υποδείγματα. Από την άλλη μεριά, οι περιοριστικές υποθέσεις που διέπουν κάθε στατιστική προσέγγιση, έκανε δημοφιλείς μεθόδους που βασίζονται στην επιχειρησιακή έρευνα και την τεχνητή νοημοσύνη.

Ανάμεσα σε αυτές, διακρίνεται η πολυκριτήρια μεθοδολογία, η οποία παρέχει ένα ευρύ φάσμα μεθοδολογικών εργαλείων για την υποβοήθηση αποφάσεων με πολλαπλά αντικρουόμενα κριτήρια διαφορετικής φύσης, λαμβάνοντας υπόψη τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα. Τα πολυκριτήρια μοντέλα λήψης αποφάσεων έχουν το πλεονέκτημα ότι παρέχουν αποτελέσματα αξιολόγησης που είναι μονότονα σε σχέση με τα κριτήρια αξιολόγησης, και επίσης είναι κατανοητά, επιτρέποντας στον πιστωτικό αναλυτή να μπορεί να τα βαθμονομήσει με βάση το πεδίο των γνώσεών του, ώστε να είναι δυνατή η αιτιολόγηση των εξαχθέντων αποτελεσμάτων.

Η επιλογή κατάλληλης μεθοδολογίας για την ανάπτυξη ενός πιστωτικού μοντέλου, είναι πρωταρχικής σημασίας. Στην εν λόγω διατριβή έγινε εκτενής παρουσίαση διαφορετικών μεθοδολογιών μέσω μεγάλου αριθμού ερευνητικών εργασιών. Στόχος ήταν η απεικόνιση των πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων αυτών καθώς και το είδος των πληροφοριών (χρηματοοικονομικοί δείκτες, ποιοτικά στοιχεία, μακροοικονομικοί παράγοντες) που

χρησιμοποιούνται στα εν λόγω μοντέλα. Τα αποτελέσματα κατέδειξαν ότι δεν υπάρχει κάποια μέθοδος η οποία να υπερτερεί. Από τη μία πλευρά, πιο «κλασσικές» μέθοδοι όπως η διακριτική ανάλυση και η λογιστική παλινδρόμηση ενώ είναι αρκετά απλές στην εφαρμογή και κατανοητές στους περισσότερους αναλυτές, παρουσιάζουν αρκετά προβλήματα με στατιστικούς περιορισμούς που δεν ικανοποιούνται. Στον αντίποδα, μέθοδοι όπως τα νευρωνικά δίκτυα, δεν απαιτούν στατιστικούς περιορισμούς αλλά παρουσιάζουν προβλήματα αναφορικά με την πολυπλοκότητα του μοντέλου.

Ένα άλλο σημαντικό ζήτημα που πολλές φορές δεν λαμβάνεται υπόψη, αφορά το κόστος εσφαλμένης πρόβλεψης. Οι περισσότερες μελέτες δίνουν έμφαση στην προβλεπτική ακρίβεια του μοντέλου, χωρίς περαιτέρω πληροφορίες. Όπως παρουσιάστηκε σε προηγούμενα κεφάλαια, το κόστος μιας εσφαλμένης δανειοδοτικής απόφασης (δλδ. παροχή δανείου σε ασυνεπή επιχείρηση) είναι σαφώς μεγαλύτερο από ότι η άρνηση δανειοδότησης μιας συνεπούς επιχείρησης.

Κατά τη κατασκευή οποιουδήποτε μοντέλου, τίθενται διάφορα ερωτήματα. Αυτά αφορούν την επιλογή των μεταβλητών, το μέγεθος του δείγματος και την διαδικασία επικύρωσης του μοντέλου μεταξύ των άλλων.

Αναφορικά με την επιλογή των μεταβλητών, διαπιστώθηκε ότι η συντριπτική πλειοψηφία των μελετών κάνει χρήση χρηματοοικονομικών δεικτών. Λόγω διαφορετικών δειγμάτων και διαθεσιμότητας των στοιχείων κάθε μελέτη χρησιμοποιεί και διαφορετικούς δείκτες. Ως συμπέρασμα μπορεί να εξαχθεί ότι μία σφαιρική προσέγγιση, λαμβάνοντας υπόψη όλες τις κατηγορίες χρηματοοικονομικών δεικτών είναι η πιο ενδεδειγμένη. Από την άλλη μεριά, υπάρχουν και λογαριασμοί, όπως: (πωλήσεις, χρηματοοικονομικά έξοδα, βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις, κυκλοφορούν ενεργητικό, κέρδη/ζημιές) οι οποίοι χρησιμοποιούνται στις περισσότερες των περιπτώσεων σε διάφορους συνδυασμούς.

Το μέγεθος του δείγματος, αριθμός παρατηρήσεων και χρονική διάρκεια, επίσης ποικίλλει. Οι περισσότερες μελέτες χρησιμοποιούν ετήσιες παρατηρήσεις για χρονική περίοδο έως 10 έτη. Η χρήση δεδομένων πέραν της δεκαετίας, εμφανίζει το πρόβλημα ότι τα δεδομένα είναι πεπερασμένα και οι ευμετάβλητες χρηματοοικονομικές συνθήκες εγείρουν ζητήματα, σχετικά με την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου.

Η διαδικασία επικύρωσης του μοντέλου γίνεται κυρίως με δύο τρόπους, είτε χρησιμοποιώντας δεδομένα από την ίδια χρονική περίοδο είτε από κάποια μελλοντική. Η μέθοδος που προτείνεται είναι η εκτός δείγματος προσέγγιση, η οποία έχει το πλεονέκτημα ότι ελέγχει την ακρίβεια του μοντέλου σε διαφορετικές παρατηρήσεις και διαφορετικό χρονικό πλαίσιο.

Η επιλογή λογιστικών στοιχείων (π.χ. χρηματοοικονομικοί δείκτες) παρά την ευρεία χρήση τους έχει βρεθεί στο στόχαστρο κριτικής. Για το λόγο αυτό, αναλύονται τα μοντέλα αγοράς, τα οποία αποτελούν νεότερα εργαλεία στη μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου.

Συνοπτικά, τα πλεονεκτήματα της συμμετοχής μεταβλητών αγοράς είναι τα ακόλουθα: α) οι τιμές της αγοράς αντανakλούν τις πληροφορίες που περιέχονται όχι μόνο εντός αλλά και εκτός των λογιστικών καταστάσεων, καθιστώντας αυτές, μια ολοκληρωμένη δέσμη δυνητικά χρήσιμων για την πρόβλεψη της επιχειρηματικής ασυνέπειας, β) η ένταξη μεταβλητών αγοράς μπορεί να αυξήσει σημαντικά την επικαιροποίηση των μοντέλων πρόβλεψης, λόγω του ότι οι τιμές των στοιχείων της αγοράς είναι διαθέσιμες σε καθημερινή βάση σε αντίθεση με τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις (συνήθως χρήση ετήσιων παρατηρήσεων), γ) οι τιμές της αγοράς αντανakλούν αναμενόμενες μελλοντικές ταμειακές ροές, σε αντίθεση με τις λογιστικές καταστάσεις, γεγονός που προσδίδει επιπλέον πλεονέκτημα στην πρόβλεψη της ασυνέπειας και δ) οι μεταβλητές της αγοράς μπορούν να παρέχουν άμεση εκτίμηση της μεταβλητότητας, ένα μέτρο που κατά πολλούς ερευνητές, αποτελεί ισχυρό προβλεπτικό δείκτη του κινδύνου αθέτησης των υποχρεώσεων.

Περνώντας στο πρακτικό κομμάτι της διατριβής, όπως αναφέρθηκε στην εισαγωγή, ένας από τους στόχους ήταν η αξιολόγηση διαφόρων μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης, τα οποία βασίζονται σε λογιστικά στοιχεία. Η ανάλυση έγινε με βάση χρηματοοικονομικούς δείκτες που καλύπτουν όλη την οικονομική δραστηριότητα (κερδοφορία, κεφαλαιακή διάρθρωση, ρευστότητα, αποδοτικότητα) καθώς και με τη χρήση ποιοτικών στοιχείων (εισαγωγές, εξαγωγές, αριθμός προσωπικού, ένδειξη αντιπροσωπειών). Το δείγμα αφορούσε ελληνικές εμπορικές επιχειρήσεις. Η προσέγγιση έγινε με δύο τρόπους. Αρχικά, έγινε χρήση διαφορετικών συνδυασμών του δείγματος, με κριτήριο τον αριθμό των παρατηρήσεων που συμμετέχουν στις ομάδες εκπαίδευσης και ελέγχου. Οι μεθοδολογίες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν η λογιστική παλινδρόμηση, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και η πολυκριτήρια μέθοδος UTADIS. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι υπήρχε εναλλαγή των μεθοδολογιών, αναλόγως του υποδείγματος που χρησιμοποιήθηκε. Στη συνέχεια, η συγκριτική ανάλυση επικεντρώθηκε σε διαφορετικές ρυθμίσεις για το χειρισμό των δεδομένων εκπαίδευσης, προκειμένου να αναλύσει την επίδραση της σημαντικής ανισορροπίας μεγέθους μεταξύ των δύο κατηγοριών, όσο αφορά την ικανότητα πρόβλεψης των μοντέλων. Μια bootstrap προσέγγιση δειγματοληψίας χρησιμοποιήθηκε για το σκοπό αυτό και έγινε έλεγχος της κατασκευής μοντέλων ensemble μέσω της προσέγγισης bagging. Συνολικά, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η UTADIS, παρείχε καλύτερα αποτελέσματα από την λογιστική παλινδρόμηση και τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπαίδευσης διαφορετικού μεγέθους, παρατηρήθηκε ότι ακόμα και με μικρά δείγματα μπορούν να ληφθούν καλά αποτελέσματα, τα οποία βελτιώνονται καθώς αυξάνεται το μέγεθος του δείγματος. Από την άλλη πλευρά, μια ensemble προσέγγιση οδηγεί σε αποτελέσματα παρόμοια ή ελαφρώς καλύτερα σε σύγκριση με τα πλήρη μοντέλα (όπου χρησιμοποιείται το σύνολο του δείγματος), ακόμη και με δείγματα bootstrap μικρού μεγέθους (Niklis et al., 2011). Αυτό το εύρημα μπορεί να έχει σημαντικές επιπτώσεις αναφορικά με τις υπολογιστικές πτυχές της διαδικασίας ανάπτυξης ενός μοντέλου, κυρίως για μεθόδους που δεν υπάρχει αρμονική κλιμάκωση με το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης (Kim et al., 2015).

Ο κυριότερος στόχος της εν λόγω διατριβής, υπήρξε η διερεύνηση της δυνατότητας δημιουργίας ενός μοντέλου αγοράς, με την χρήση μεθοδολογιών μηχανικής μάθησης το οποίο θα συνδυάζει λογιστικά στοιχεία με την προσέγγιση των δικαιωμάτων προαίρεσης των Black, Scholes και Merton (BSM), για την πρόβλεψη του πιστωτικού κινδύνου μη εισηγμένων επιχειρήσεων. Το μοντέλο βασίζεται σε στοιχεία εταιρειών που είναι εισηγμένες στο ελληνικό χρηματιστήριο, αλλά επίσης επιτυγχάνει να παρέχει ακριβή αποτελέσματα και για τις μη εισηγμένες επιχειρήσεις (το δείγμα των μη-εισηγμένων επιχειρήσεων ήταν το ίδιο με αυτό που χρησιμοποιήθηκε και στην προηγούμενη περίπτωση). Έγινε χρήση διαφόρων τεχνικών, τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών για να ελεγχθεί η αποτελεσματικότητα του μοντέλου καθώς επίσης και χρήση μιας καινοτόμας προσέγγισης προσθετικής μοντελοποίησης, η οποία δίνει τη δυνατότητα δημιουργίας κατανοητών και ακριβών μοντέλων πιστωτικής βαθμολόγησης. Εξετάστηκε η ανάπτυξη και η εφαρμογή ενός πλαισίου για την δημιουργία εταιρικών πιστωτικών μοντέλων βαθμολόγησης βασισμένα αποκλειστικά σε διαθέσιμα στο ευρύ κοινό δεδομένα. Για το σκοπό αυτό, το μοντέλο BSM χρησιμοποιήθηκε για να εισαγάγει έναν ορισμό της ασυνέπειας, με βάση τα δεδομένα της αγοράς αντί για την παραδοσιακή προσέγγιση που βασίζεται στο πιστωτικό ιστορικό των επιχειρήσεων. Για την εφαρμογή της ανωτέρω διαδικασίας υιοθετήθηκε μια προσέγγιση μοντελοποίησης ταξινόμησης, βάσει της οποίας, τα αποτελέσματα του μοντέλου της αγοράς (οι εκτιμώμενες πιθανότητες αθέτησης, PD), μια εισηγμένη εταιρεία ταξινομήθηκε σε μία από τις προεπιλεγμένες ομάδες κινδύνου (χαμηλού ή υψηλού κινδύνου). Η κατάταξη των εισηγμένων επιχειρήσεων στις δύο αυτές ομάδες εκτελέστηκε με την εισαγωγή ενός ορίου για την πιθανότητα αθέτησης η οποία εκτιμήθηκε μέσω του μοντέλου της αγοράς. Οι επιχειρήσεις με PD υψηλότερο από το επιλεγμένο κατώφλι ταξινομήθηκαν ως υψηλού κινδύνου, διαφορετικά στην ομάδα χαμηλού κινδύνου. Το όριο PD καθορίστηκε λαμβάνοντας υπόψη την πολιτική ανάληψης κινδύνων των διαχειριστών πιστωτικού κινδύνου και τις γενικές συνθήκες που επικρατούν στην οικονομία μιας χώρας.

Οι υπολογισμοί των μοντέλων αγοράς για την ασυνέπεια, συνδέθηκαν με τα μοντέλα, συνδυάζοντας διαθέσιμα στο ευρύ κοινό οικονομικά δεδομένα. Τα μοντέλα αυτά μπορούν εύκολα να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση κάθε επιχείρησης (εισηγμένης ή μη εισηγμένης), προκειμένου να ληφθούν εκτιμήσεις του πιστωτικού κινδύνου αυτών των επιχειρήσεων. Η εμπειρική εφαρμογή αυτής της προσέγγισης σε δεδομένα από την Ελλάδα οδήγησε σε ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν έδειξαν ότι, ακόμη και σε προβληματικές καταστάσεις χρηματιστηριακής αγοράς, όπως αυτές που επικράτησαν στην ελληνική χρηματιστηριακή αγορά κατά την τελευταία δεκαετία, η προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων που βασίζονται στην αγορά είναι πολύ ανταγωνιστική σε σχέση με τα παραδοσιακά μοντέλα αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας που βασίζονται στο πιστωτικό ιστορικό των επιχειρήσεων. Αυτά τα θετικά προκαταρκτικά αποτελέσματα αποτελούν ένδειξη ότι υπάρχει μεγάλο περιθώριο για μελλοντική έρευνα που έχει τη δυνατότητα να παρέχει πολλές νέες δυνατότητες και ιδέες αναφορικά με την μοντελοποίηση του πιστωτικού κινδύνου (Niklis et al., 2014).

6.2. Μελλοντική Έρευνα

Η μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να επεκταθεί σε διάφορες κατευθύνσεις.

Αναφορικά με το κομμάτι της μεθοδολογίας, θα μπορούσε να υπάρξει εξέταση και άλλων μεθόδων (νευρωνικά δίκτυα, πολυκριτήριες μεθοδολογίες μοντέλα βασιζόμενα σε κανόνες). Επιπλέον, εφαρμογή άλλων προσεγγίσεων μοντελοποίησης όπως τα μοντέλα κινδύνου και ανάλυσης επιβίωσης ή μοντέλα αποτίμησης δικαιωμάτων. Θα ήταν χρήσιμο να εξεταστούν επιπλέον προγνωστικοί παράγοντες, συμπεριλαμβανομένων, μεταξύ άλλων, των οικονομικών συνθηκών, των δεδομένων της χρηματιστηριακής αγοράς και ποιοτικών πτυχών (π.χ., απόδοση του μανάτζμεντ της επιχείρησης). Τέλος, θα μπορούσε να γίνει συνδυασμός των χρηματοοικονομικών δεδομένων, δομικών μοντέλων, καθώς και αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας σε ένα ολοκληρωμένο πλαίσιο διαχείρισης του κινδύνου, σύμφωνα με τα ευρήματα που αναφέρονται σε πρόσφατες μελέτες (Das et al., 2009, Hilscher και Wilson, 2013, Jeon και Lono, 2013, Doumpos et al., 2015) για τις πιθανές συνέργειες που μπορούν να προκύψουν από το συνδυασμό διαφορετικών τύπων μοντέλων κινδύνων και μετρήσεων για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου.

Πιο συγκεκριμένα, μεταβλητές που μπορούσαν να προσδώσουν περαιτέρω πληροφόρηση είναι αυτές που σχετίζονται με μη χρηματοοικονομικά / ποιοτικά χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων (π.χ., ηλικία, σύνθεση του διοικητικού συμβουλίου), δείκτες εταιρικής διακυβέρνησης, μεταβλητές που σχετίζονται με τα ρυθμιστικά πλαίσια (Cheng και Neamtiu, 2009) και την εταιρική διακυβέρνηση (Alali et al., 2012), καθώς και μεταβλητές που δείχνουν την δυναμική των οικονομικών στοιχείων των επιχειρήσεων (π.χ., δείκτες ανάπτυξης). Ακόμα, παράγοντες, που θα εστίαζαν σε μακροοικονομικούς παράγοντες, οι οποίοι αποκτούν ιδιαίτερη σημασία κατά τη διάρκεια του οικονομικού κύκλου και κατά τη διάρκεια μιας οικονομικής κρίσης, παρέχοντας μια καλύτερη περιγραφή της γενικότερης οικονομικής κατάστασης μαζί με δεδομένα που σχετίζονται με την ψυχολογία της αγοράς και πληροφορίες από τις αγορές των CDS (credit default swaps).

Είναι επίσης απαραίτητο να εξετάσουμε την δυνατότητα εφαρμογής αυτής της προσέγγισης μοντελοποίησης σε διεθνείς και ανεπτυγμένες αγορές και να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα σε σχέση με τις αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας που εκδίδονται από τους κυριότερους οίκους αξιολόγησης. Αξίζει να διερευνηθούν πρόσθετες επιπτώσεις που μπορεί να σχετίζονται με την πρόσφατη κρίση χρέους και άλλα γεγονότα που είχαν σημαντικό αντίκτυπο στις διεθνείς αγορές.

Τα τελευταία χρόνια, οι αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας, διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στο παγκόσμιο οικονομικό περιβάλλον και χρησιμοποιούνται τόσο από ανθρώπους της αγοράς όσο και από ακαδημαϊκούς (Jeon και Lono, 2013). Πολλές μελέτες έχουν διερευνήσει τις δυνατότητες για την πρόβλεψη αυτών των αξιολογήσεων, χρησιμοποιώντας μια ποικιλία παραγόντων (κυρίως χρηματοοικονομικούς δείκτες και στοιχεία αγοράς) και

προσεγγίσεων μοντελοποίησης (Huang et al., 2004, Pasiouras et al., 2006, Mizen και Tsoukas, 2012). Ένα από τα πλεονεκτήματα των αξιολογήσεων των οίκων αξιολόγησης, είναι ότι μοντελοποιούν τον συστηματικό κίνδυνο, ο οποίος πολλές φορές διαφεύγει της προσοχής των ερευνητών που εστιάζουν μόνο στον κίνδυνο αθέτησης κάθε επιχείρησης (Hilscher και Wilson, 2013). Μια πρόσφατη εργασία των Doumpos et al.,(2015), προσπαθεί να «παντρέψει» τα προαναφερόμενα, χρησιμοποιώντας μια πολυκριτήρια προσέγγιση που συνδυάζει λογιστικά στοιχεία με ένα δομικό μοντέλο αθέτησης των υποχρεώσεων και διαπιστώνουν ότι οι πληροφορίες που παρέχει το δομικό μοντέλο είναι σημαντικότερες από ότι οι χρηματοοικονομικοί δείκτες και το οποίο οδηγεί σε βελτιωμένα αποτελέσματα αναφορικά με την πιστωτική διαβάθμιση των εταιριών. Παρόμοιες μελέτες με χρήση μοντέλων μειωμένης μορφής, οδηγούν σε παρεμφερή αποτελέσματα (Das et al.,2009). Από τα ανωτέρω, γίνεται κατανοητό ότι και στο πεδίο αυτό υπάρχει χώρος για μελλοντική έρευνα, με στόχο την όσο το δυνατόν ακριβέστερη πρόβλεψη του πιστωτικού κινδύνου.

Βιβλιογραφία

- Abdou H. (2009). Genetic programming for credit scoring: the case of Egyptian public sector banks. *Expert Systems with Applications* 36(9): 11402–11417
- Abdou H. (2009b). An evaluation of alternative scoring models in private banking. *Journal of Risk Finance* 10(1): 38–53
- Abdou, H., Pointon, J. (2009). Credit scoring and decision-making in Egyptian public sector banks. *International Journal of Managerial Finance*, 5 (4), 391–406
- Abdou, H., Pointon, J.(2011). Credit Scoring, Statistical techniques and evaluation criteria: A review of literature. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 18, 59–88.
- Abdou, H., Pointon, J., El Masry, A. (2008). Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking. *Expert Systems with Applications* 35 (3), 1275–1292
- Acharya, V., Bharath, S. T., Srinivasan. A. (2003). Understanding the Recovery Rates on Defaulted Securities, Working Paper, London Business School
- Acharya, V., Bharath, S. T., Srinivasan. A. (2007). Does Industry-wide Distress Affect Defaulted Firms? Evidence from Creditor Recoveries. *Journal of Financial Economics*, 85(3), 787–821
- Acharya, V., Carpenter, J. (2002). Corporate Bond Valuation and Hedging with Stochastic Interest Rates and Endogenous Bankruptcy. *Review of Financial Studies*, 15, 1355–1383
- Acharya, V., Huang, J.-Z., Subrahmanyam, M., Sundaram, R. (1999). Costly Financing, Optimal Payout Policies and the Valuation of Corporate Debt, working paper, New York University
- Admati, A.R., DeMarzo, P.M., Hellwig, M.F., Pfleiderer, P.C., (2010). Fallacies, Irrelevant Facts, and Myths in the Discussion of Capital Regulation: Why Bank Equity is not Expensive, Working Paper, Stanford GSB No. 2063
- Agarwal, V. Taffler, R. (2008). Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking and Finance*, 32(8), 1541–1551
- Agarwal, V., Taffler, R. (2007). Twenty-five years of the Taffler z-score model: Does it really have predictive ability?. *Accounting and Business Research*, 37(4), 285–300
- Ahn, B.A., Cho, S.S., Kim, C.Y. (2000). The integrated methodology of rough set theory and artificial neural network for business failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 18, 65–74.

- Alali, F., Anandarajan, A., Jiang, W., (2012). The effect of corporate governance on firms credit ratings: further evidence using governance score in the United States. *Accounting and Finance*, 52 (2), 291–312.
- Albadvi, A., Chaharsooghi, S.K., Esfahanipour, A. (2007). Decision making in stock trading: an application of PROMETHEE. *European Journal of Operational Research*, 177, 673–683.
- Alessandri, P., Drehmann, M., (2010). An economic capital model integrating credit and interest rate risk. *Journal of Banking and Finance*, 34, 752–764.
- Alexander, C., Kaeck, A. (2008). Regime dependent determinants of credit default swap spreads. *Journal of Banking and Finance*, 32, 1008–1021
- Alfaro, E., Garcva, N., Gomez, M., Elizondo, D. (2008). Bankruptcy forecasting: an empirical comparison of AdaBoost and neural networks. *Decision Support Systems*, 45, 110–122.
- Ali, A., Daly, K. (2010). Macroeconomic determinants of credit risk: Recent evidence from a cross country study. *International Review of Financial Analysis*, 19(3), 165-171.
- Altman E.I., (1998). The importance and subtlety of credit rating migration. *Journal of Banking and Finance*, 22, 1231-1247.
- Altman, E.I, Rijken, H. A. (2006). A Point-in-Time Perspective on Through the-Cycle Ratings. *Financial Analysts Journal*, 62(1): 54–70.
- Altman, E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance* 23, (4), 589–609.
- Altman, E.I. (2005). An emerging market credit scoring system for corporate bonds, *Emerging Markets Review*, 6 (4), 311-323.
- Altman, E.I. (2006). Default recovery rates and LGD in credit risk modeling and practice: an updated review of the literature and empirical evidence. *New York University, Stern School of Business*.
- Altman, E.I., Narayanan, P. (1997). An international survey of business failure classification models. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 6(2), 1-57.
- Altman, E.I., Brady, B., Resti, A., Sironi, A. (2005). The Link between Default and Recovery Rates: Theory, Empirical Evidence and Implications. *Journal of Business*, 78(6), 2203–2227.
- Altman, E.I., Haldeman, R. G., Narayanan, P. (1977). ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29–54.
- Altman, E.I., Resti, A., Sironi, A. (2001). Analyzing and Explaining Default Recovery Rates. London: ISDA.

- Altman, E.I., Rijken, H. A. (2004). How rating agencies achieve rating stability. *Journal of Banking & Finance*, 28(11), 2679-2714.
- Altman, E., Fargher, N., Kalotay, E. (2011). A simple empirical model of equity-implied probabilities of default. *Journal of Fixed Income*, 20(3), 71–85.
- Altman, E. I.,, Sabato, G., Wilson, N. (2010). The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management, *The Journal of Credit Risk*, 6(2),95–127
- Altman, E.I., Marco, G., Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (The Italian experience). *Journal of Banking and Finance* 18(3), 505–529.
- Altman, E.I., Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the U.S. market. *Abacus*, 43 (3), 332-357.
- Altman, E.I., Saunders A. (1998). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking and Finance* 21(11–12), 1721–1742.
- Altman, E.I., Saunders, A. (2001). An analysis and critique of the BIS proposal on capital adequacy and ratings. *Journal of Banking and Finance*, 25, 25-46
- Altman.E.I. (2000). Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score And ZETAR_ Models. New York University Salomon Center Working Paper Series.
- Anandarajan, M., Lee, P., Anandarajan, A., (2001). Bankruptcy prediction of financially stressed firms: An examination of the predictive accuracy of artificial neural networks. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 10(2), 69–81
- Anderson, R. (2007). The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation. New York: Oxford University Press
- Anderson, R., Sundaresan, S. Tychon, P. (1996). Strategic Analysis of Contingent Claims. *European Economic Review*, 40, 871–881
- Anderson, R., Sundaresan, S. (1996). Design and Valuation of Debt Contracts. *Review of Financial Studies*, 9, 37–68.
- Andersson, U., Forsgren, M., Holm, U. (2001). Subsidiary Embeddedness and Competence Development in MNCs A Multi-Level. *Organization Studies*, 22(6), 1013-1034
- Andreeva, G. (2006). European generic scoring models using survival analysis. *Journal of Operational Research Society*, 57(10), 1180-1187

- Angelini, E., Di Tollo, G., Roli, A. (2008). A neural network approach for credit risk evaluation. *The Quarterly Review of Economics and Finance* 48(4), 733–755.
- Angilella, S., Mazzu, S. (2015). The Financing of Innovative SMEs: a multicriteria credit rating model. *European Journal of Operational Research*, 244(2), 540-554
- Antão, P., Lacerda, A. (2011). Capital requirements under the credit risk-based framework. *Journal of Banking and Finance*, 35, 1380–1390
- Appetiti, A. (1984). Identifying unsound firms in Italy: An attempt to use trend variables. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 269-279.
- Araten, M., Jacobs, M., Varshney, P. (2004). Measuring LGD on commercial loans: an 18-year internal study. *RMA JOURNAL*, 86(8), 96-103.
- Arslan, Ö., Karan, M. B., (2009). Credit Risks and internationalization of SMEs. *Journal of Business Economics and Management*, 10(4), 361-368.
- Atiya, A. (2001), Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. *IEEE Transactions on Neural Networks* 12(4), 929–935.
- Avkiran, N. K. (2011). Association of DEA super-efficiency estimates with financial ratios: investigating the case for Chinese banks. *Omega*, 39, 323–34.
- Avramov, D., Chordia, T., Jostova, G., Philipov, A. (2010). Anomalies and Financial Distress. Working Paper.
- Back, B., Laitinen, T., Sere, K., Van Wezel, M., (1996a). Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis and genetic algorithms. Technical Report from Turku Centre for Computer Science, Report number 40, 1–18.
- Back, B., Laitinen, T. Sere, K. (1996b). Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions. *Expert Systems with Applications*, 11, 407–413.
- Bae, J-K., Kim, J. (2011). Combining models from neural networks and inductive learning algorithms. *Expert Systems with Applications*, 38, 4839–4850
- Baena, M. D. G., Limón, J. A. G., Cardozo, J. V. F. (2014). Are Multi-criteria Decision Making Techniques Useful for Solving Corporate Finance Problems?: A Bibliometric Analysis. *Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa*, (17), 60-79.
- Baesens, B., Van Gestel, T. V., Viaene, S., Stepanova, M., Suykens, J., Vanthienen, J. (2003a). Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring. *Journal of the Operational Research Society*, 54 (6), 627-635.

- Baesens, B., Setiono, R., Mues, C., Vanthienen, J.(2003b). Using neural network rule extraction and decision tables for credit-risk evaluation. *Management Science*, 49 (3), 312–329.
- Bahrammirzaee, A., Ghatari, A., Ahmadi, P., Madani, K. (2011). Hybrid credit ranking intelligent system using expert system and artificial neural networks. *Applied Intelligence*, 24, 28-46
- Bailey, M. (2001). Credit scoring: the principles and practicalities. Kingswood, Bristol: White Box Publishing.
- Balcaen, S., 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*, 38(1), 63-93.
- Banasik J., Crook J. (2007). Reject inference, augmentation, and sample selection. *European Journal of Operational Research* 183 (3), 1582-1594.
- Banasik J., Crook, JN., Thomas, LC. (1999). Not if but when will borrowers default. *Journal of Operational Research Society*, 50, 1185-1190
- Bank of England. (2007). Financial Stability Report Number 22. London.
- Bannier, C. E., Hirsch, C. W. (2010). The economic function of credit rating agencies—What does the watchlist tell us?. *Journal of Banking & Finance*, 34(12), 3037-3049.
- Baourakis, G., Conisescu, M., Van Dijk, G., Pardalos, P. M., Zopounidis, C. (2009). A multicriteria approach for rating the credit risk of financial institutions. *Computational Management Science*, 6(3), 347-356.
- Barnes, P. (2000). The identification of UK takeover targets using published historical cost accounting data. Some empirical evidence comparing logit with linear discriminant analysis and raw financial ratios with industry-relative ratios. *International Review of Financial Analysis*, 9(2), 147-162.
- Bastos, J. A. (2010). Forecasting bank loans loss-given-default. *Journal of Banking & Finance*, 34(10), 2510-2517.
- Bates, J.M., Granger, C.W.J. (1969). The combination of forecasts. *Operational Research Quarterly*, 20(4), 451-468.
- Bauer, J., Agarwal, V. (2014). Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test. *Journal of Banking & Finance*, 40, 432-442.
- BCBS, (1988). International convergence of capital measurement and capital standards, <https://www.bis.org/publ/bcbs04a.pdf>

- BCBS, (2004). International convergence of capital measurement and capital standards, a revised framework, <https://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf>
- BCBS, (2010). Basel III, international framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring, <http://www.bis.org/publ/bcbs188.pdf>
- BCBS, (2011). Basel III, a global regulatory framework for more resilient banks and banking system, (Revised, June 2011), <http://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>
- Beaulieu, P. R. (1996). A note on the role of memory in commercial loan officers' use of accounting and character information. *Accounting, Organizations and Society*, 21(6), 515-528
- Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., Rhie, J.W. (2005). Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10, 93-122.
- Beaver, W., Shakespeare, C., Soliman, M. (2006). Differential Properties in the Ratings of Certified versus Non-Certified Bond-Rating Agencies. *Journal of Accounting and Economics*, 42(3), pp. 303-334.
- Becchetti, L., Sierra, J., (2003). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking & Finance*, 27(11), 2099-2120
- Becker, B., Milbourn, T. (2011). How did increased competition affect credit ratings? *Journal of Financial Economics*, 101(3), 493-514.
- Behzadian, M., Kazemzadeh, R. B., Albadvi, A., Aghdasi, M. (2010). PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. *European journal of Operational research*, 200(1), 198-215.
- Bellotti, T., Crook, J. (2009). Support vector machines for credit scoring and discovery of significant features. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 3302-3308.
- Bennell, J.A., Crabbe, D., Thomas, S., Gwilym, O.A. (2006). Modeling sovereign credit ratings: Neural networks versus ordered profit. *Expert Systems with Applications*, 30(3), 415-425
- Benos, A., Papanastasopoulos, G. (2007). Extending the Merton model: A hybrid approach to assessing credit quality. *Mathematical and computer modelling*, 46(1), 47-68.

- Berg, D. (2007). Bankruptcy prediction by generalized additive models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 23, 129–143.
- Bharath, S.T., Shumway, T. (2008). Forecasting default with the Merton distance to default model. *The Review of Financial Studies*, 21(3), 1339–1369.
- Bhattacharya, S., Tsomocos, D.P., Goodhart, C.A., Vardoulakis, A. (2011). Minsky's Financial Instability Hypothesis and the Leverage Cycle. London School of Economics FMG Special Paper. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1773946> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1773946>.
- Bielecki, T. R., Jeanblanc-Picqué, M., Rutkowski, M. (2009). *Credit risk modeling*. Osaka: Osaka University Press.
- BIS (2004). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*, Basel Committee of Banking Supervision, Bank for International Settlements
- Biswas, P., Kalbfleisch, J.D. (2008). “A risk-adjusted CUSUM in continuous time based on the Cox model” *Statistics in Medicine*, 27 (17), 3382–3406
- Black, F., Cox, J. C. (1976). Valuing Corporate Securities: Some Effects of Bond Indenture Provisions. *Journal of Finance*, 31(2), 351–367.
- Black, F., Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81, 637–659
- Blöchliger, A., Leippold, M. (2006). Economic benefit of powerful credit scoring. *Journal of Banking and Finance*, 30(3), 851–873.
- Blochwitz, S., Liebig, T., Nyberg, M. (2000), Benchmarking Deutsche Bundesbank's default risk model, the KMVTM Private Firm ModelTM and common financial ratios for German corporations. Working Paper, Deutsche Bundesbank, <http://www.bis.org/bcbs/events/oslo/liebigblo.pdf>
- Blum Jürg, M., (2007). Why ‘Basel II’ may need a leverage ratio restriction. *Journal of Banking and Finance*, 32 (8), 1699–1707.
- Bolton, P., Freixas, X., Shapiro, J. (2012). The credit ratings game. *The Journal of Finance*, 67(1), 85–111.
- Bonfim, D., (2009). Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking & Finance*, 33(2), 281–299

- Boot, A. W., Milbourn, T. T., Schmeits, A. (2006). Credit ratings as coordination mechanisms. *Review of Financial Studies*, 19(1), 81-118.
- Bose, I. (2006). Deciding the financial health of dot-coms using rough sets. *Information and Management*, 43, 835- 846
- Bose, I., Pal, R. (2006). Predicting the survival or failure of click-and-mortar corporations: a knowledge discovery approach. *European Journal of Operational Research*, 174, 959–982
- Brabazon, A., Keenan, P.B. (2004). A hybrid genetic model for the prediction of corporate failure. *Computational Management Science*, 1, 293–310.
- Brabazon, A., O'Neill, M. (2004). Diagnosing corporate stability using grammatical evolution. *Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 14, 363–374.
- Brealey, R., Myers, S. (2003). Principles of Corporate Finance (7th ed.), Irwin McGraw Hill, New York
- Breiman, L., (1996). Bagging Predictors. *Machine Learning*, 24, 123-140
- Briys, E., De Varenne, F. (1997). Valuing Risky Fixed Rate Debt: An Extension. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 31, 239-248
- Brockman, P., Turtle, H. J. (2003). A barrier option framework for corporate security Valuation. *Journal of Financial Economics*, 67, 511–529
- Bruche, M., Gonzalez-Aguado, C. (2010). Recovery rates, default probabilities, and the credit cycle. *Journal of Banking & Finance*, 34(4), 754-764.
- Bruni, M. E., Beraldi, B. (2012). Data Envelopment Analysis under Uncertainty and Risk, in Proceedings WASET 2012 World Academy of Science, Engineering and Technology, June 27–28, Paris, pp. 837–42.
- Bruni, M. E., Conforti, D., Beraldi, B. (2009). Probabilistically constrained models for efficiency and dominance in DEA. *International Journal of Production Economics*, 117, 219–28.
- Bryant, S.M., (1997). A case-based reasoning approach to bankruptcy prediction modeling. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, 195–214
- Buck, F., Schliephake, E (2013). The regulator's trade-off: Bank supervision vs. minimum capital. *Journal of Banking and Finance*, 37, 4584–4598
- Bugera, V., Konno, H., Uryasev, S. (2002). Credit cards scoring with quadratic utility functions. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 11(4–5), 197–211

- Calabrese, R., Zenga, M. (2010). Bank loan recovery rates: Measuring and nonparametric density estimation. *Journal of Banking & Finance*, 34(5), 903-911
- Campbell, J. Y., Hilscher, J., Szilagyi, J. A. N. (2008). In search of distress risk. *Journal of Finance*, 63, 2899–2939.
- Caouette, J. B., Altman, E. I., Narayanan, P. (1998). *Managing Credit Risk: The Next Great Financial Challenge*. New York: John Wiley & Sons Inc.
- Caouette, J., Altman, E., Narayanan, P., Nimmo, R. (2007). *Managing Credit Risk: The Great Challenge for the Global Financial Markets*. Second Edition. Eds. John Willey and Sons. Hoboken, New Jersey.
- Capotorti, A., Barbanera, E. (2012). Credit scoring analysis using a fuzzy probabilistic rough set model. *Computational Statistics & Data Analysis*, 56(4), 981-994.
- Carey, M., Gordy, M. (2003). Systematic Risk in Recoveries on Defaulted Debt [memo], Federal Reserve Board of Governors, Washington D.C.
- Carling, K., Jacobson, T., Linde, J., Roszbach, K. (2007). Corporate credit risk modeling and the macroeconomy. *Journal of Banking and Finance*, 31, 845-868
- Carminchael, D.R. (1972). The auditor's reporting obligation. *Auditing Research Monograph*, (1), (New York: AICPA) , 94–94.
- Caselli, S., Gatti, S., Querci, F. (2008). The sensitivity of the loss given default rate to systematic risk: new empirical evidence on bank loans. *Journal of Financial Services Research*, 34(1), 1-34.
- Castro, V. (2013). Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI. *Economic Modelling*, 31, 672–683
- Chang, C. L., Jiménez-Martín, J. Á., McAleer, M., Perez Amaral, T. (2011). Risk management of risk under the Basel Accord: Forecasting value-at-risk of VIX futures. *Available at SSRN 1765202*.
- Charalambakis, E.C., Espenlauby, S.K., Garrett, I. (2009). Assessing the Probability of Financial Distress of UK Firms. Working Paper
- Charalambous, C., Charitou, A., Kaourou, F. (2000). Comparative analysis of artificial neural network models: Application in bankruptcy prediction. *Annals of Operations Research*, 99, 403– 425.
- Charitou, A., Neophytou, E., Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465-497.

- Charnes, A., Cooper, W. W. Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429–44.
- Charnes, A., Cooper, W. W., Seiford, L. M. (1982). A multiplicative model for efficiency analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*, 16, 223–224.
- Chaudhuri, A., De, K. (2011). Fuzzy support vector machine for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing*, 11, 2472–2486.
- Chaudhuri, K., Smiles, S. (2004). Stock market and aggregate economic activity: Evidence from Australia. *Applied Financial Economics*, 14, 121–129.
- Chava, S., Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8, 537–569
- Chen, M.-Y. (2011). Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, 38, 11261–1127
- Chen, R., Fabozzi, F. J., Pan, G., Sverdlove, R. (2006a). Sources of credit risk: Evidence from credit default swaps. *Journal of Fixed Income*, 16(3), 7–21
- Chen, R., Hu, S., Pan, G. (2006b). Default Prediction of Various Structural Models, Working Paper (Rutgers University, National Taiwan University, and National Ping-Tung University of Sciences and Technologies).
- Chen, W.-S., Du, Y.-K., (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. *Expert Systems with Applications*, 36, 4075– 4086
- Cheng, M., Neamtiu, M. (2009). An empirical analysis of changes in credit rating properties: timeliness, accuracy and volatility. *Journal of Accounting and Economics*, 47 (1–2), 108–130.
- Ching-Chiang, Y., Der-Jang, C. Ming-Fu, H. (2010). A hybrid approach of DEA, rough set and support vector machines for business failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 37, 1535–41.
- Chiu, Y.-H., Ma, C.-M., Sun, M.-Y. (2010). Efficiency and credit rating in Taiwan banking: data envelopment analysis estimation. *Applied Economics*, 42, 2587–600.
- Christensen, I., Meh, C., Moran, K., (2011). Bank Leverage Regulation and Macroeconomic Dynamics, Bank of Canada Working Papers. Available at: <http://www.bankofcanada.ca/wp-content/uploads/2011/12/wp2011-32.pdf>.
- Christidis, A., Gregory, A. (2010). Some new models for financial distress prediction in the UK. Xfi centre for finance and investment discussion paper no. 10.

- Chuang, C., Lin, R. (2009). Constructing a reassigning credit scoring model. *Expert Systems with Applications*, 36 (2/1), 1685-1694.
- Cielen, A., Peeters, L., Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 154 (2), 526-532
- Cielen, A., Vanhoof, K. (1999). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. Diebenpeek: Manuscript, Limburg University.
- Coats, P., Fant, K. (1993). Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. *Financial Management*, 22(3), 142-155.
- Collin-Dufresne, P., Goldstein, R., Spencer, M., (2002). The determinants of credit spread changes. *Journal of Finance*, 56, 2177-2207.
- Committee of European Banking Supervisors (CEBS). (2005). Consultation Paper on the recognition of External Credit Assessment Institutions, 29 June.
- Conover, W. J. (1999). Practical Nonparametric Statistics. John Wiley and Sons, New York
- Corazza, M., Funari, S., Gusso, R. (2015). An evolutionary approach to preference disaggregation in a MURAME-based creditworthiness problem. *Applied Soft Computing*, 29, 110-121.
- Courtis, J.K. (1978). Modelling a financial ratios categoric framework. *Journal of Business Finance and Accounting*, 5(4), 371-386.
- Covitz, D., Downing, C. (2007). Liquidity or Credit Risk? The Determinants of Very Short-Term Corporate Yield Spreads. *The Journal of Finance*, 62(5), 2303-2328.
- Cox, D.R. (1972). Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, 34 (2), 187-220
- Cramer, J. S. (2004). Scoring bank loans that may go wrong: A case study. *Statistica Neerlandica*, 58 (3), 365-380.
- Creal, D., Gramacy, R., Tsay, R.(2014). Market-Based Credit Ratings. *Journal of Business & Economic Statistics*, 32(3) 430-444.
- Credit Suisse Financial Products. (1997). *CreditRisk+. A Credit Risk Management Framework*. London.
- Crone, S., Finlay, S. (2012). Instance sampling in credit scoring: an empirical study of sample size and balancing. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 224-238.

- Crook, J., Edelman D., Thomas, L. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research*, 183 (3), 1447-1465.
- Crosbie, P. J. (1999). Modeling Default Risk [memo], Moody's KMV Corporation, San Francisco
- Crouhy, M., Galai, D., Mark. R. (2000). A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models. *Journal of Banking and Finance*, 24(1), 59–117.
- Crouhy, M., Galaib, D., Mark, R. (2001). Prototype risk rating system. *Journal of Banking and Finance*, 25(1), 47–95.
- Cumming, D., Johan, S., Li, D. (2011). Exchange trading rules and stock market liquidity. *Journal of Financial Economics*, 99(3), 651-671
- Dakovic, R., Czado, C., Berg, D. (2010). Bankruptcy prediction in Norway: A comparison study. *Applied Economics Letters*, 17, 1739–1746.
- Dambolena, I.G., Khoury, S.J. (1980). Ratio stability and corporate failure. *The Journal of Finance*, 35, 1017– 1026.
- Danenas, P., Garsva, G. (2015). Selection of Support Vector Machines based classifiers for credit risk domain. *Expert Systems with Applications*, 42(6), 3194-3204
- Danielson, J., Embrechts, P., Goodhart, C., Keating, C., Muennich, F., Renault, O., Shin, H. (2001). An Academic Response to Basel II, Working Paper, LSE Financial Markets Group ESRC Research Centre.
- Das, S.R., Hanouna, P., Sarin, A. (2009). Accounting-based versus market-based cross-sectional models of CDS spreads. *Journal of Banking and Finance*, 33 (4), 719–730.
- Davydenko, S. A. (2007). When Do Firms Default? A Study of the Default Boundary, Working Paper (University of Toronto).
- De Haan, J., Amtenbrink, F. (2011). Credit Rating Agencies. DNB Working Paper No. 278. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1760951>
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167–179.
- Delen D, Walker G, Kadam A. (2005). Predicting breast cancer survivability: a comparison of three data mining methods. *Artificial Intelligence in Medicine*, 34(2),113-127
- Delianedis, G., Geske, R. (2001). The Components of Corporate Credit Spreads: Default, Recovery, Tax, Jumps, Liquidity, and Market Factors, Working Paper, UCLA

- Dermine, J. (2015). Basel III leverage ratio requirement and the probability of bank runs. *Journal of Banking and Finance*, 53, 266–277
- Dermine, J., De Carvalho, C. N. (2006). Bank loan losses-given-default: A case study. *Journal of Banking & Finance*, 30(4), 1219-1243.
- Desai, V. S., Crook, J. N., Overstreet, G. A. (1996). A Comparison of Neural Networks and Linear Scoring Models in the Credit Union Environment. *European Journal of Operational Research*, 95 (1), 24-37.
- Desai, V., Crook, J., Overstreet, G. (1997). Credit scoring models in the credit union environment using neural networks and genetic algorithms. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, 8(4), 324–346
- Devaut, J.M., Groussaud, G., Jacquet-Lagrange, E., (1980). UTADIS:Une methode de construction de fonctions d'utilite additives rendant compte de jugements globaux, European Working Group on Multicriteria Decision Aid, Bochum.
- Dewaelheyns, N., Van Hulle, C. (2006). Corporate failure prediction modeling: Distorted by business groups' internal capital markets? *Journal of Business Finance and Accounting*, 33(5-6), 909–931
- Dichev, I., Piotroski, J. (2001). The Long-Run Stock Returns Following Bond Ratings Changes. *Journal of Finance*, 56, 173–203
- Dicle, M.F., Leventis, J. (2011). Greek market efficiency and its international integration. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 21(2), 229–246.
- Dikkers, H., Rothkrantz, L. (2005). Support vector machines in ordinal classification: An application to corporate credit scoring. *Neural Network World*, 15(6), 491.
- Dimitras, A., Zanakis, S., Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90, 487-513
- Dimitras, A.I., Slowinski, R., Susmaga, R., Zopounidis, C., (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research* 114(2), 263–290
- Ding, Y., Song, X., Zeng, Y. (2008). Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 34, 3081–3089
- Dirick, L., Claeskens, G., Baesens, B. (2015). An Akaike information criterion for multiple event mixture cure models. *European Journal of Operational Research*, 241(2), 449-457.

- Doumpos, M., Golfinopoulou, V., Zopounidis, C. (2007), Additive support vector machines for pattern classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part B*, 37(3), 540–550
- Doumpos, M., Kosmidou, K., Baourakis, G., Zopounidis, C. (2002). Credit risk assessment using a multicriteria hierarchical discrimination approach: A comparative analysis. *European Journal of Operational Research*, 138(2), 392–412
- Doumpos, M., Niklis, D., Zopounidis, C., Andriosopoulos, K. (2015). Combining accounting data and a structural model for predicting credit ratings: Empirical evidence from European listed firms. *Journal of Banking & Finance*, 50, 599-607
- Doumpos, M. Zopounidis, C. (2011). A multicriteria outranking modeling approach for credit rating. *Decision Sciences* 42(3), 721–742.
- Doumpos, M., Zopounidis, C. (2004). A multicriteria classification approach based on pairwise comparisons. *European Journal of Operational Research*, 158, 378–389
- Doumpos, M., Zopounidis, C. (2002). *Multicriteria decision aid classification methods*. Kluwer Academic Publishers. Dordrecht.
- Doumpos, M., Zopounidis, C. (2001). Assessing financial risks using a multicriteria sorting procedure: the case of country risk assessment. *Omega*, 29(1), 97-109.
- Doumpos, M., Zopounidis, C. (1999). A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece. *Multinational Finance Journal*, 3 (2), 71–101.
- Doumpos, M., Zopounidis, C. (1998). The use of the preference disaggregation analysis in the assessment of financial risks. *Fuzzy Economic Review*, 3(1), 39-57
- Dryver, A., Sukkasem, J. (2009). Validating risk models with a focus on credit scoring models. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 79(2), 181-193
- Du Jardin, P (2014). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242(1), 286-303.
- Du Jardin, P. (2010). Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy. *Neurocomputing*, 73(10), 2047-2060.
- Du Jardin, P., Severin, E. (2011). Predicting corporate bankruptcy using a self-organizing map: An empirical study to improve the forecasting horizon of a financial failure model. *Decision Support Systems*, 51, 701–711.

- Du Jardin, P., Severin, E. (2012). Forecasting financial failure using a kohonen map: A comparative study to improve model stability over time. *European Journal of Operational Research*, 221, 378–396.
- Duan, J. C., Fulop, A. (2009). Estimating the structural credit risk model when equity prices are contaminated by trading noises. *Journal of Econometrics*, 150(2), 288-296.
- Duffee, G. R. (1999). Estimating the Price of Default Risk. *Review of Financial Studies* 12(1), 197–225.
- Duffie, D. (1998). Defaultable Term Structure Models with Fractional Recovery of Par. Working Paper, Graduate School of Business, Stanford University
- Duffie, D., Lando, D. (2001). Term Structure of Credit Spreads With Incomplete Accounting Information. *Econometrica*, 69(2), 633–664
- Duffie, D., Singleton, K. J. (1999). Modeling the Term Structures of Defaultable Bonds. *Review of Financial Studies*, 12(2), 687–720
- Dwyer, D.W., Kocagil, A.E., Stein, R.M. (2004), Moody's KMV RiskCalc™ v3.1 model, Moody's Investor Services, [http://www.moody.com/sites/products/ProductAttachments/RiskCalc3.1 Whitepaper.pdf](http://www.moody.com/sites/products/ProductAttachments/RiskCalc3.1%20Whitepaper.pdf)
- Emel, A., Oral, M., Reisman, A., Yolalan, R. (2003). A credit scoring approach for the commercial banking sector. *Socio-Economic Planning Sciences*, 37 (2), 103-123.
- Emery, K., Cantor, R., Keisman, D., Ou. S. (2007). Moody's Ultimate Recovery Database. New York: Moody's Investors Service.
- Eom, Y. H., Helwege, J., Huang, J. (2004). Structural models of corporate bond pricing: An empirical analysis. *Review of Financial Studies*, 17, 499–544
- Ericsson, J., Reneby, J., Wang, H. (2006). Can Structural Models Price Default Risk? Evidence from Bond and Credit Derivative Markets, Working Paper (McGill University and Stockholm School of Economic).
- Ericsson, J., Reneby, J. (2004). An empirical study of structural credit risk models using stock and bond prices. *The Journal of Fixed Income*, 13(4), 38-49
- Espahbodi, H., Espahbodi, P. (2003). Binary choice models for corporate takeover. *Journal of Banking and Finance*, 27, 549–574

- Etemadi, H., Rostamy, A., Dehkordi, H. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: empirical evidence from Iran. *Expert Systems with Applications*, 36 (2), 3199–3207.
- Fan, H., Sundaresan, S. (2000), Debt Valuation, Renegotiation and Optimal Dividend Policy. *Review of Financial Studies*, 13, 1057–1099.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27 (8), 861–874.
- Ferguson, R. W. (2001). Credit risk management: Models and judgment. BIS Review (85)
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems, *Annals of Eugenics*, 7, 179–188.
- Flannery, M. J., Protopapadakis, A. (2002). Macroeconomic factors do influence aggregate stock returns. *Review of Financial Studies*, 15, 751–782
- Fletcher, D., Goss, E. (1993). Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data. *Information and Management*, 24, 159–167.
- Fontana, C., Montes, J. M. A. (2014). A unified approach to pricing and risk management of equity and credit risk. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 259, 350–361.
- Foster, G. (1986). Financial Statement Analysis, 2nd ed., Prentice Hall, NJ.
- Franks, J., de Servigny, A., Davydenko, S. (2004). A comparative analysis of the recovery process and recovery rates for private companies in the UK, France and Germany. *Standard and Poor's Risk Solutions*.
- Franks, J., Torous, W. (1994). A comparison of financial restructuring in distressed exchanges and Chapter 11 reorganizations. *Journal of Financial Economics*, 35 (2), 349–370.
- Fröhlich, H., Chapelle, O. (2003). Feature selection for support vector machines by means of genetic algorithms. In Proceedings of the 15th IEEE international conference on tools with artificial intelligence, Sacramento, California, USA, 142–148
- Frost, C.A. (2007). Credit rating agencies in capital markets: a review of research evidence on selected criticisms of the agencies. *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 22 (3), 469–492.
- Frye, J. (2000a). Collateral Damage. *Risk*, 4(1), 91–94.
- Frye, J. (2000b). Collateral Damage Detected. Federal Reserve Bank of Chicago Emerging Issues Series, October, 1–14.

- Gaganis C., Pasiouras, F., Spathis, C., Zopounidis, C. (2007). A Comparison of Nearest Neighbours, Discriminant and Logit Models for Auditing Decisions. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 15, 23-40.
- Gama, A.P.M., Geraldes, H.S.A. (2012). Credit risk assessment and the impact of the New Basel Capital Accord on small and medium-sized enterprises: An empirical analysis. *Management Research Review*, 35 (8), 727-749.
- Gandy, A. (2012). Performance monitoring of credit portfolios using survival analysis. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 139-144
- Gandy,A., Kvaloy, J.T., Bottle, A., Zhou, F. (2010). Risk-adjusted monitoring of time to event. *Biometrika*, 97 (2), 375–388
- Garbade, K. (1999). Managerial Discretion and the Contingent Valuation of Corporate Securities. *Journal of Derivatives*, 6, 65–76.
- García, F., Giménez, V., Guijarro, F. (2013). Credit risk management: A multicriteria approach to assess creditworthiness. *Mathematical and Computer Modelling*, 57(7), 2009-2015.
- Gepp, A., Kumar, K. (2008). The role of survival analysis in financial distress prediction. *International Research Journal of Finance and Economics*, 16, 13–34.
- Gesel, T., Baesens, B., Martens, D. (2010). From linear to non-linear kernel based classifiers for bankruptcy prediction. *Neurocomputing*, 73 (16–18), 2955–2970
- Geske, R. (1977). The valuation of corporate liabilities as compound options. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 12, 541–552
- Geske, R., (1979), The Valuation of Compound Options, *Journal of Financial Economics*, 7, 63-81
- Gestel, TV., Baesens, B., Dijcke, PV., Garcia, J., Suykens, JAK., Vanthienen, J. (2006). A process model to develop an internal rating system: Sovereign credit ratings. *Decision Support Systems*, (42), 1131–1151
- Gibson, H., Hall, S., Tavlás, G. (2012). The Greek financial crisis: Growing imbalances and sovereign spreads. *Journal of International Money and Finance*, 31(3), 498-516
- Giesecke, K., Kim, B. (2011). Systemic risk: What defaults are telling us. *Management Science*, 57(8), 1387-1405.
- Goh, J., Ederington, L. (1993). Is a Bond Rating Downgrade Bad News, Good News, or No News for Stockholders? *Journal of Finance*, 48, 2001–2008.

- Goldstein, R., Ju, N., Leland, H. (2001). An EBIT-Based Model of Dynamic Capital Structure. *Journal of Business*, 74, 483–512.
- Gonzalez, F., Haas, F., Johannes, R., Persson, M., Toledo, L., Violi, R., Wieland, M., Zins, C. (2004). Market Dynamics Associated with Credit Ratings: A Literature Review. *Occasional Paper Series*, No. 16. Frankfurt am Main: European Central Bank.
- Graham, A., Coyle, B. (2000). *Corporate Credit Analysis: Credit Risk Management*. New York: Global Professional Publishing.
- Greco, S., Matarazzo, B., Słowiński, R. (1998). A new rough set approach to evaluation of bankruptcy risk. In: Zopounidis, C. (Ed.), *Operational Tools in the Management of Financial Risks*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 121–136
- Greco, S., Matarazzo, B., Slowinski, R. (1999a). Rough approximation of a preference relation by dominance relations. *European Journal of Operational Research*, 117(1), 63-83
- Greco, S., Matarazzo, B., & Slowinski, R. (1999b). The use of rough sets and fuzzy sets in MCDM. In *Multicriteria Decision Making* (pp. 397-455). Springer US.
- Greco, S., Matarazzo, B., Slowinski, R., Stefanowski, J. (2001). Variable consistency model of dominance-based rough sets approach. In *Rough Sets and Current Trends in Computing* (pp. 170-181). Springer Berlin Heidelberg.
- Greenaway, D., Guariglia, A., Kneller, R (2007). Financial factors and exporting decisions, *Journal of International Economics*, 73 (2), 377-395
- Greene, W. (1998). Sample Selection in Credit-Scoring Models. *Japan and the World Economy* 10 (3), 299-316
- Grice, J.S., Ingram, R.W. (2001). Tests of the generalizability of Altman's bankruptcy prediction model. *Journal of Business Research*, 54(1), 53–61.
- Griffin, J.M., Tang D.Y, (2010). Did subjectivity play a role in CDO credit ratings?, Working paper, UT-Austin
- Grunert, J., Weber, M. (2009). Recovery rates of commercial lending: Empirical evidence for German companies. *Journal of Banking & Finance*, 33(3), 505-513.
- Gupta, J., Wilson, N., Gregoriou, A., Healy, J. (2014). The effect of internationalisation on modelling credit risk for SMEs: Evidence from UK market, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 31, 397-413,
- Gupton, G. M. (2005). Advancing loss given default prediction models: how the quiet have quickened. *Economic Notes*, 34(2), 185-230.

- Gupton, G. M., Finger, C., Bhatia, M. (1997). CreditMetrics-Technical Document. New York: JPMorgan.
- Gupton, G. M., Gates, D., Carty, L. V. (2000). Bank loan loss given default. *Moody's Investors Service, Global Credit Research, November*.
- Gürtler, M., Hibbeln, M. (2013). Improvements in loss given default forecasts for bank loans. *Journal of Banking & Finance*, 37(7), 2354-2366.
- Hall, M. A., Smith, L. A. (1998). Practical feature subset selection for machine learning.
- Hamer, MM., (1983). Failure prediction: sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable sets. *Journal of Accounting and Public Policy*, 2, 289–307
- Hamerle AH, Liebig, TL., Scheule, H. (2006). Forecasting credit event frequency - empirical evidence for West German Firms. *Journal of Risk*, 9 (1), 75-98
- Hammoudeh, S., Aleisa, E. (2004). Dynamic relationships among GCC stock markets and NYMEX oil future. *Contemporary Economic Policy*, 22, 250-269.
- Han, L., Han, L., Zhao, H. (2013). Orthogonal support vector machine for credit scoring. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26, 848–862.
- Hand, D. (2001). Modelling consumer credit risk, *IMA Journal of Management Mathematics*, 12, 139–155
- Hand, D. (2005) Good practice in retail credit scorecard assessment. *Journal of Operational Research Society*, 56, 1109-1117.
- Hand, D. J. Henley, W. E. (1997). Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)* 160 (3), 523-541
- Hand, D. J., Jacka, S. D. (1998). Statistics in Finance, Arnold Applications of Statistics: London.
- Hand, D., Till, R. (2001). A simple generalization of the area under the ROC curve for multiple class classification problems. *Machine Learning*, 45, 171–186.
- Harris T. (2015). Credit scoring using the clustered support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 42(2), 741–750
- Hasan. I., Siddique, A., Sun, X. (2015). Monitoring the “invisible” hand of market discipline: Capital adequacy revisited. *Journal of Banking and Finance*, 50, 475–492

- Haykin, S.,(1988). Neural networks—a comprehensive foundation. McMillan College Publishing, New York
- Hermans, C., Erickson, J., Noordewier, T., Sheldon, A., Kline, M. (2007). Collaborative environmental planning in river management: an application of multicriteria decision analysis in the White River Watershed in Vermont. *Journal of Environmental Management*, 84, 534–546.
- Hillegeist, S., Keating, E., Cram, D., Lundstedt, K. (2004). Assessing the Probability of Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5–34.
- Hilscher, J., Nosbusch, Y. (2010). Determinants of sovereign risk: Macroeconomic fundamentals and the pricing of sovereign debt. *Review of Finance*, 14, 235–262.
- Hilscher, J., Wilson, M., (2013). Credit Ratings and Credit Risk: Is One Measure Enough?. Technical Report, AFA 2013 San Diego Meeting
- Ho, L. C., Liu, C. S., Sohn, P. (2001). The value relevance of accounting information around the 1997 Asian financial crisis-the case of South Korea, *Working Paper*, University of Texas at Arlington.
- Ho, T., Singer, R. (1982). Bond Indenture Provisions and the Risk of Corporate Debt. *Journal of Financial Economics*, 10, 375–406.
- Hoffmann F, Baesens B, Martens J, Put F, and Vanthienen J (2002). Comparing a genetic fuzzy and a neurofuzzy classifier for credit scoring. *International Journal of Intelligent Systems*, 17(11), 1067–1083
- Hol, S. (2007). The influence of the business cycle on bankruptcy probability. *International Transactions in Operational Research*, 14, 75–90
- Hosmer, D.W., Lemeshow, S. (1989). Applied logistic regression. Wiley, New York
- Hsieh, NC. (2005). Hybrid mining approach in the design of credit scoring models. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 655–665
- Hsieh, S. (1993). A note on the optimal cutoff point in bankruptcy prediction models. *Journal of Business Finance & Accounting*, 20 (3), 457–464.
- Hsu, J., Saá-Requejo, J., Santa-Clara, P. (2004). Bond Pricing with Default Risk, UCLA Working Paper
- Hu, Q., Liu, J., Yu, D. (2008a). Mixed feature selection based on granulation and approximation. *Knowledge-Based Systems*, 21(4), 294-304

- Hu, Q., Xie, Z., Yu, D. (2007). Hybrid attribute reduction based on a novel fuzzy-rough model and information granulation. *Pattern recognition*, 40(12), 3509-3521.
- Hu, Q., Yu, D., Xie, Z. (2008b). Neighborhood classifiers. *Expert systems with applications*, 34(2), 866-876.
- Hu, Y., Ansell, J. (2009). Retail default prediction by using sequential minimal optimization technique. *Journal of Forecasting*, 28 (8), 651–666.
- Hu, Y.C, Ansell, J. (2007). Measuring retail company performance using credit scoring techniques. *European Journal of Operational Research*, 183 (3), 1595–1606
- Hu, Y.C. (2009). Bankruptcy prediction using ELECTRE-based single-layer perceptron. *Neurocomputing*, 72(13-15), 3150–3157
- Hu, Y.C., Chen, C.J. (2011). A promethee-based classification method using concordance and discordance relations and its application to bankruptcy prediction. *Information Sciences*, 181, 4959– 4968.
- Huang, C., Chen, M., Wang, C. (2007). Credit scoring with a data mining approach based on support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 33 (4), 847-856.
- Huang, J. (1997). Default Risk, Renegotiation, and the Valuation of Corporate Claims, Ph.D. dissertation, New York University
- Huang, J., Huang, M. (2002). How Much the Corporate-Treasury Yield Spread is Due to Credit Risk? Working Paper (Penn State University and Stanford University).
- Huang, S-C. (2011). Using Gaussian process based kernel classifiers for credit rating forecasting. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8607–8611
- Huang, Z., Chen, H., Hsu, C.-J., Chen, W.-H., Wu, S. (2004). Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study. *Decision Support Systems*, 37(4), 543–558.
- Hubal, O., Meisser, S. (2000). The Swiss Credit Market. Switzerland: University of Lausanne.
- Hui, X.-F., Sun, J. (2006). An application of support vector machine to companies' financial distress prediction, In Torra, V., Narukawa, Y., Valls, A., Domingo-Ferrer, J eds., Modeling Decisions for Artificial Intelligence, *Lecture Notes in Computer Science*, 3885, 274–282.
- Hull, J., White. A. (1995). The Impact of Default Risk on the Prices of Options and Other Derivative Securities. *Journal of Banking and Finance*, 19(2), 299–322.

- Hull, J.C. (2011). *Options, Futures, and Other Derivatives* (8th edition), Prentice Hall. New Jersey.
- Hunt, J. P. (2009). Credit rating agencies and the worldwide credit crisis: the limits of reputation, the insufficiency of reform, and a proposal for improvement. *Columbia Business and Law Review*, 109.
- Hur J., Raj, M., Riyanto, Y.E. (2006). Finance and Trade: A cross-country empirical analysis on the impact of financial development and asset tangibility on international Trade”, *World Development*, 34 (10), 1728-1741.
- Hwang, R., Cheng, K., Lee, J. (2007). A semi-parametric method for predicting bankruptcy. *Journal of Forecasting*, 26 (5), 317–342.
- Jacquet-Lagrez, E., Siskos, Y. (1982). Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision making: The UTA method. *European Journal of Operational Research*, 10, 151-164
- Jakubík, P. (2007). Macroeconomic environment and credit risk. *Czech Journal of Economics and Finance (Finance a uver)*, 57(1-2), 60-78.
- Jankowitsch, R., Pullirsch, R., Veža, T. (2008). The delivery option in credit default swaps. *Journal of Banking & Finance*, 32(7), 1269-1285
- Jarrow, R. A. (2001). Default Parameter Estimation Using Market Prices. *Financial Analysts Journal*, 57(5), 75–92
- Jarrow, R. A., Lando, D., Turnbull. S. M. (1997). A Markov Model for the Term Structure of Credit Risk Spreads. *Review of Financial Studies*, 10(5), 481–523
- Jarrow, R. A., Turnbull, S. M. (1995). Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk. *Journal of Finance*, 50(1), 53–86.
- Jeon, D.-S., Lovo, S. (2013). Credit rating industry: a helicopter tour of stylized facts and recent theories. *International Journal of Industrial Organization*, 31 (5), 643–651.
- Jiao Y, Syaib Y-R, and Lee ES., (2007). Modeling credit rating by fuzzy adaptive network. *Mathematical and Computer Modelling*, 45, 717–773
- Jo, H., Han, I. (1996). Integration of case-based forecasting, neural network, and discriminant analysis for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 11, 415–422.
- Jo, H., Han, I., Lee, H. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 13(2), 97-108.

- Jokipii, T., Milne, A., (2008). The cyclical behaviour of European bank capital buffers. *Journal of Banking and Finance*, 32, 1440–1451
- Jones, E., Mason, S., Rosenfeld, E. (1984). Contingent Claims Analysis of Corporate Capital Structures: An Empirical Investigation. *Journal of Finance*, 39 (2), 611–627.
- Jones, S., Hensher, D. (2004). Predicting firm financial distress: a mixed logit model. *The Accounting Review*, 79 (4), 1011–1038.
- Joos, P., Vanhoof, K., Ooghe, H., Sierens, N. (1998). Credit classification: a comparison of logit models and decision trees, Proceedings Notes of the Workshop on Application of Machine Learning and Data Mining in Finance, 10th European Conference on Machine Learning, , Chemnitz (Germany), 59–72.
- Jorion, P. (2000). Value at Risk: The new Benchmark for managing financial risk. New York, NY: McGraw Hill
- Kannan, S. S., Ramaraj, N. (2010). A novel hybrid feature selection via Symmetrical Uncertainty ranking based local memetic search algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 23(6), 580-585.
- Kao, C., Liu, S. T. (2004). Predicting bank performance with financial forecasts: a case of Taiwan commercial banks. *Journal of Banking and Finance*, 28, 2353–2368.
- Karan, M. B., Ulucan, A., Kaya, M. (2013). Credit risk estimation using payment history data: a comparative study of Turkish retail stores. *Central European Journal of Operations Research*, 21(2), 479-494.
- Karels, G.V., Prakash, A.J. (1987). Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. *Journal of Business Finance and Accounting*, 14 (4), 573-593
- Keeney, R., Raiffa, H. (1993). Decisions with multiple objectives: Preferences and value trade offs. Cambridge: Cambridge University Press.
- Khashman, A. (2010). Neural networks for credit risk evaluation: Investigation of different neural models and learning schemes. *Expert Systems with Applications*, 37, 6233–6239
- Khashman, A. (2011). Credit risk evaluation using neural networks: Emotional versus conventional models. *Applied Soft Computing*, 11, 5477–5484
- Kiema, I., Jokivuolle, E. (2014). Does a leverage ratio requirement increase bank stability? *Journal of Banking and Finance*, 39, 240–254.
- Kim I.J., Ramaswamy, K. Sundaresan, S.(1993). Does Default Risk in Coupons Affect the Valuation of Corporate Bonds? A Contingent Claims Model. *Financial Management*, 22(3), 117–131.

- Kim YS, Sohn SY. (2004). Managing loan customers using misclassification patterns of credit scoring model. *Expert Systems with Applications* 26(4), 567-573.
- Kim, K., Ahn, H. (2012). A corporate credit rating model using multi class support vector machines with an ordinal pairwise partitioning approach. *Computers & Operations Research*, 39, 1800-1811
- Kim, M., Kang, D. (2010). Ensemble with neural networks for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 37, 3373-3379
- Kim, M.-J., Han, I. (2003). The discovery of experts' decision rules from qualitative bankruptcy data using genetic algorithms. *Expert Systems with Applications*, 25(4), 637-646
- Kim, M-J., Kang, D-K., Kim, H-B. (2015). Geometric mean based boosting algorithm with over-sampling to resolve data imbalance problem for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(3), 1074-1082
- Kim, S., Shin, K. S., Park, K. (2005). An application of support vector machines for customer churn analysis: Credit card case, in Wang. L., Chen. K., Ong, Y. eds. *Advances in Natural Computation, Lecture Notes in Computer Science*, 3611, 636-647
- Kim, S.Y., Upneja, A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision tree and AdaBoosted decision tree models, *Economic Modelling*. 36, 354-362.
- King, G., Levine, R. (2004). *Finance and Growth: Schumpeter might be right*. World Bank Publications
- Klein, M., Olivei, G.(2008). Capital Account liberalization, financial depth, and economic growth. *Journal of International Money and Finance*, 27(6), 861-875
- Kleinbaum, D., Klein, M. (2005). *Survival analysis: A self-learning text* (second Edition). New York: Springer.
- Ko, L-J., Blocher, E.J., Lin, P. (2007). Prediction of corporate financial distress: An application of the composite rule induction system. *The International Journal of Digital Accounting Research*, 1(1), 69-85
- Kocagil, AE., Escott, Ph., Glormann, F., Malzkorn, W., Scott, A. (2002). Moody's RiskCalc for private companies:UK. Moody's Investors Service, Global Credit Research.
- Koh, H.C. (1992). The sensitivity of optimal cutoff points to misclassification costs of Type I and Type II errors in the going-concern prediction context, *Journal of Business Finance & Accounting* 19 (2), 187-197

- Kohonen T., (1984). Self-organization and associative memory, Springer, Germany
- Kolari, J., Glennon, D., Shin, H., Caputo, M., (2002). Predicting large US commercial bank failures. *Journal of Economics and Business*, 54 (4), 361–387
- Kosmidou, K., Doumpos, M., Zopounidis, C. (2002). A Multicriteria Hierarchical Discrimination Approach for Credit Risk Problems. *European Research Studies Journal*, (1-2), 53-68
- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*, 31, 22–30.
- Kou, G., Peng, Y., Shi, Y., Wise, M., Xu, W. (2005). Discovering credit card holders' behavior by multiple criteria linear programming. *Annals of Operations Research* 135(1), 261–274.
- Kou, G., Peng, Y., Wang, G. (2014). Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods. *Information Sciences*, 275, 1–12
- Kouretas, G., Vlamis, P. (2010). The Greek Crisis: Causes and Implications. *PANOECONOMICUS*, 4, 391-404
- Krahnen, J., Weber, M. (2001). Generally accepted rating principles: A primer. *Journal of Banking and Finance*, 25(1), 3–23.
- Kumar A, Rao VR, Soni H. (1995). An empirical comparison of neural network and logistic regression models. *Marketing Letters* 6(4): 251-263.
- Lacher, R.C., Coats, P.K., Sharma, S.C., Fantc, L.F. (1995). A Neural network for classifying the financial health of a firm. *European Journal of Operational Research*, 85, 53–65.
- Lai, K. K., Yu, L., Zhou, L., Wang, S. (2006). Credit risk evaluation with least square support vector machine. In *Rough Sets and Knowledge Technology* (pp. 490-495). Springer Berlin Heidelberg.
- Laitinen, E. K. (1999). Predicting a corporate credit analyst's risk estimate by logistic and linear models. *International Review of Financial Analysis*, 8(2), 97-121.
- Laitinen, E.K., Laitinen, T. (2001). Bankruptcy prediction: Application of the Taylor's expansion in logistic regression. *International Review of Financial Analysis*, 9(4), 327–349.
- Laitinen, T. (1991). Financial ratios and different failure processes. *Journal of Business Finance and Accounting*, 18, 649–673.

- Lam M., (2004). Neural network techniques for financial performance prediction, integrating fundamental and technical analysis. *Decision Support Systems*, 37, 567–581.
- Lando, D. (1998). On Cox Processes and Credit Risky Securities. *Review of Derivatives Research* 2(1), 99–120.
- Lando, D., Nielsen, M. S. (2008). Correlation in corporate defaults: Contagion or conditional independence, Copenhagen Business School, working paper
- Lang, W. W., Mester, L. J., Vermilyea, T. A. (2008). Competitive effects of Basel II on US bank credit card lending. *Journal of Financial Intermediation*, 17, 478–508.
- Langohr, H., Langohr, P. (2010). *The Rating Agencies and Their Credit Ratings: What They Are, How They Work, and Why They Are Relevant*. Vol. (510). John Wiley and Sons.
- Lee K, Booth D, Alam P. (2005). A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korean firms. *Expert Systems with Applications* 29(1): 1–16.
- Lee, H-H., Chen, R-R., Lee, C-F. (2009). Empirical Studies of Structural Credit Risk models and the application in default prediction: Review and new evidence. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 8(4), 629–675
- Lee, K.C., Han, I., Kwon, Y. (1996). Hybrid neural network models for bankruptcy predictions. *Decision Support Systems*, 18, 63–72.
- Lee, T.-S., Chen, I.-F. (2005). A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 743–752.
- Leland, H. E. (1998). Agency Costs, Risk Management, and Capital Structure. *Journal of Finance*, 53, 1213–1242.
- Leland, H. E. (1994). Risky Debt, Bond Covenants and Optimal Capital Structure. *Journal of Finance*, 49, 1213–1252.
- Leland, H. E. (2004). Prediction of default probabilities in structural models of debt. *Journal of Investment Management*, 2(2), 5–20
- Leland, H. E., Toft, K. B. (1996). Optimal Capital Structure, Endogenous Bankruptcy and the Term Structure of Credit Spreads. *Journal of Finance*, 50, 789–819
- Lenard, M. J., Alam, P., Madey, G. R. (1995). The application of neural networks and a qualitative response model to the auditor's going concern uncertainty decision. *Decision Sciences*, 26 (2), 209–227.

- Leshno, M., Spector, Y. (1996). Neural network prediction analysis: The bankruptcy case. *Neurocomputing*, 10, 125–147.
- Levich, R. M., Majnoni, G. Reinhart, C. M. (2002). Ratings, Rating Agencies and the Global Financial System. Norwell Mass.: Kluwer.
- Lewis, E. M. (1992). An Introduction to Credit Scoring. California: Fair, Isaac & Co., Inc.
- Li, H., Adeli, H., Sun, J. Han, J. (2011). Hybridizing principles of TOPSIS with case-based reasoning for business failure prediction. *Computers and Operations Research*, 38 (2), 409-419
- Li, H., Sun, J. (2012). Forecasting business failure: the use of nearest-neighbour support vectors and correcting imbalanced samples: evidence from the Chinese hotel industry. *Tourism Management*, 33 (3), 622-634
- Li, J., Li, G., Sun, D., Lee, C. F. (2012). Evolution strategy based adaptive L q penalty support vector machines with Gauss kernel for credit risk analysis. *Applied Soft Computing*, 12(8), 2675-2682.
- Li, J., Wei, L., Li, G., Xu, W. (2011). An evolution strategy-based multiple kernels multi-criteria programming approach: The case of credit decision making. *Decision Support Systems*, 51(2), 292-298.
- Li, M-Y.L., Miu, P. (2010). A hybrid bankruptcy prediction model with dynamic loadings on accounting-ratio-based and market-based information: A binary quantile regression approach. *Journal of Empirical Finance*, 17(4), 818–833.
- Li, S., Wunsch, D. C., O’Hair, E., Giesselmann, M. G. (2001). Comparative analysis of regression and artificial neural network models for wind turbine power curve estimation. *Journal of Solar Energy Engineering*, 123(4), 327-332.
- Li, S.T., Shiue, W., Huang, M.H. (2006). The evaluation of consumer loans using support vector machines. *Expert Systems with Applications* 30(4), 772-782.
- Li, W.K., Ling, S., McAleer, M. (2002). Recent theoretical results for time series models with GARCH errors, *Journal of Economic Surveys*, 16, 245-269
- Liao, H. H., Chen, T. K., Lu, C. W. (2009). Bank credit risk and structural credit models: Agency and information asymmetry perspectives. *Journal of Banking & Finance*, 33(8), 1520-1530.
- Lin, F., Liang, D., Chen, E. (2011b). Financial ratio selection for business crisis prediction. *Expert Systems with Applications*, 38(12), 15094-15102.

- Lin, F., Liang, D., Yeh, C.C., Huang, J.C. (2014). Novel feature selection methods to financial distress prediction. *Expert Systems with Applications*, 41, 2472–2483.
- Lin, F., Yeh, C.-C., Lee, M.-Y. (2011). The use of hybrid manifold learning and support vector machines in the prediction of business failure. *Knowledge Based Systems*, 24, 95–101.
- Lin, R-H., Wang, Y-T., Wu, C-H, Chuang, C-L, (2009). Developing a business failure prediction model via RST, GRA and CBR. *Expert Systems with Applications*, 36, 1593–1600.
- Lin, T.-H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72, 3507–3516.
- Lin, S-H, (2009). A new two-stage hybrid approach of credit risk in banking industry. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 8333–8341
- Litterman, R., Iben, T. (1991). Corporate Bond Valuation and the Term Structure of Credit Spreads. *Financial Analysts Journal*, 47(1), 52–64.
- Liu, Z., Feng, Z. X. (2004). Research on the Application of MH DIS Model on the Credit Assessment of Chinese Listed Enterprises. *Systems Engineering-theory & Practice*, 4, 1-11.
- Lo, A.W., Brennan, T.J. (2012). Do Labyrinthine Legal Limits on Leverage Lessen the Likelihood of Losses? An Analytical Framework. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=2070408>
- Löffler, G. (2004). An Anatomy of Rating through the Cycle. *Journal of Banking and Finance*, 28(3), 695–720.
- Löffler, G. (2005). Avoiding the Rating Bounce: Why Rating Agencies Are Slow to React to New Information. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 56(3), 365–381.
- Löffler, G., Maurer, A. (2011). Incorporating the dynamics of leverage into default prediction. *Journal of Banking & Finance*, 35(12), 3351-3361.
- Longstaff, F. A., Schwartz, E. S. (1995). A Simple Approach to Valuing Risky Fixed and Floating Rate Debt. *Journal of Finance*, 50(2), 789–819.
- Lopez J.A., Saidenberg M.R. (2000). Evaluating credit risk models. *Journal of Banking and Finance* 24(1), 151–165.
- Loterman, G., Brown, I., Martens, D., Mues, C., Baesens, B. (2012). Benchmarking regression algorithms for loss given default modeling. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 161-170.

- Lyra, M., Pahaa, J., Paterlini, S., Winkera, P. (2010). Optimization heuristics for determining internal rating grading scales. *Computational Statistics and Data Analysis*, 56, 981–994
- Macaš, M., Lhotská, L., Bakstein, E., Novák, D., Wild, J., Sieger, T., & Jech, R. (2012). Wrapper feature selection for small sample size data driven by complete error estimates. *Computer methods and programs in biomedicine*, 108(1), 138-150.
- Madan, D., Unal. H. (1995). Pricing the Risks of Default. *Review of Derivatives Research*, 2(1), 121–160.
- Maher, J. J., Sen, T. K. (1997). Predicting bond ratings using neural networks: A comparison with logistic regression. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6(1), 59–72.
- Majumder, D. (2006). Inefficient markets and credit risk modeling: Why Merton's model failed. *Journal of Policy Modelling*, 28(3), 307–318.
- Malhorta R, and Malhorta DK (2002). Differentiating between good credits and bad credits using neuro-Fuzzy systems. *European Journal of Operational Research*, 136(1), 190–211
- Malhotra, R., Malhotra, D. K. (2003). Evaluating consumer loans using Neural Networks. *Omega the International Journal of Management Science*, 31 (2), 83-96.
- Marinakakis, Y., Marinaki, M., Zopounidis, C. (2008). Applications of ant colony optimization to credit risk assessment. *New Mathematics and Natural Computation*, 4(1), 107-122
- Martens D, Vanthienen J, Verbeke W, Baesens B (2011). Performance of classification models from a user perspective. *Decision Support Systems* 51(4):782–793
- Martens, D., Baesens, B. (2010). Building acceptable classification models, in: Stahlbock, R., Crone, S.F., and Lessmann, S. (eds.), *Data Mining*, Springer, New York, 53–74.
- Martens, D., Baesens, B., Van Gestel, T., Vanthienen, J. (2007), Comprehensible credit scoring models using rule extraction from support vector machines. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1466–1476.
- Martens, D., Van Gestel, T., Backer, M., Haesen, R., Vanthienen, J., Baesens, B. (2010). Credit rating prediction using ant colony optimization. *Journal of Operational Research Society*, 61, 561–573.
- Martinussen, T., Scheike, T. (2006). *Dynamic regression models for survival data*. Springer
- Mays, E. (2001). *Handbook of Credit Scoring*. Chicago: Glenlake Publishing Company, Ltd.

- Mays, E. (2004). The Rule of Credit Scores in Consumer Lending. In E. Mays, Credit Scoring for Risk Managers: The Handbook for Lenders. (3-12). Australia: Thomson South- Western.
- McAleer, M. (2005). Automated inference and learning in modeling financial volatility. *Econometric Theory*, 21(01), 232-261.
- McAleer, M., Jimenez-Martin, J. A., Pérez-Amaral, T. (2010). A decision rule to minimize daily capital charges in forecasting value-at-risk. *Journal of Forecasting*, 29(7), 617-634.
- McKee, T.E. (2003). Rough sets bankruptcy prediction models versus auditor signaling rates. *Journal of Forecasting*, 22, 569–589.
- McKee, T.E., (2000). Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 9, 159–173
- McKee, T.E., Greenstein, M. (2000). Predicting bankruptcy using recursive partitioning and a realistically proportioned data set. *Journal of Forecasting*, 19, 219–230.
- McKinsey (1993). Special Report on the “New world of financial services. The McKinsey Quarterly, Number 2.
- McLeay, S., Omar, A. (2000). The sensitivity of prediction models to the non-normality of bounded an unbounded financial ratios. *British Accounting Review*, 32, 213–230
- McNeil, A.J., Frey, R., Embrechts, P.(2005). Quantitative risk management: Concepts, techniques, tools. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- McQuown, J.A. (1997). The Illuminated Guide to Portfolio Management. *Journal of Lending and Credit Risk Management*, 29-41
- Mella-Barral, P., Perraudin, W. (1997). Strategic Debt Service. *Journal of Finance*, 52, 531–566.
- Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *Journal of Finance*, 29(2), 449–470.
- Min, J.H., Lee, Y-C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine (SVM) with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 603–614.
- Min, JH., Lee, Y-C. (2007). A practical approach to credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 35(4), 1762–1770
- Min, S.-H., Lee, J., Han, I. (2006). Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 31, 652–660.

- Mitton, T. (2002). A cross-firm analysis of the impact of corporate governance on the East Asian financial crisis. *Journal of Financial Economics*, 64(2), 215-241
- Miu, P., Ozdemir, B. (2006). Basel Requirements of Downturn Loss-Given- Default: Modeling and Estimating Probability of Default and LGD Correlations. *Journal of Credit Risk*, 2(2), 43–68.
- Mizen, P., Tsoukas, S. (2012). Forecasting US bond default ratings allowing for previous and initial state dependence in an ordered probit model. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 273-287.
- Modigliani, F., Miller, M. (1958). The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment. *American Economic Review*, 48 (3), 261–297.
- Momma, M., Bennett, K. (2002). A pattern search method for model selection of support vector regression, Proceedings of the 2nd SIAM International Conference on Data Mining, SIAM, Arlington, VA, 261–274 .
- Moody's KMV Corporation (1995). Empirical Analysis of EDF as a Predictor of Default. Introducing Credit Monitor Version 4. San Francisco
- Mousseau, V., Slowinski, R. (1998). Inferring an ELECTRETRI model from assignment examples. *Journal of Global Optimization* 12 (2), 157–174.
- Mues, C., Baensens, B., Files, CM., Vanthienen, J. (2004). Decision diagrams in machine learning: an empirical study on real-life credit-risk data. *Expert Systems with Applications*, 27, 257–264
- Nam, J.H., Jinn, T. (2000). Bankruptcy prediction: Evidence from Korean listed companies during the IMF crisis. *Journal of International Financial Management and Accounting*, 11, 178–197.
- Nanni, L., Lumini, A. (2009). An experimental comparison of ensemble of classifiers for bankruptcy prediction and credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 36 (2), 3028-3033.
- Nielsen, L. T., Saa-Requejo, J., Santa-Clara. P. (1993). Default Risk and Interest Rate Risk: The Term Structure of Default Spreads. Working Paper, INSEAD.
- Niklis, D., Doumpos, M., Gaganis, C. (2011). A comparison of alternative methodologies for credit risk evaluation. *Journal of Computational Optimization in Economics and Finance*, 3(3), 169-184

- Niklis, D., Doumpos, M., Zopounidis, C. (2014). Combining market and accounting-based models for credit scoring using a classification scheme based on support vector machines. *Applied Mathematics and Computation*, 234, 69-81.
- Nikolic, N., Zarkic-Joksimovic, N., Stojanovski, D., Joksimovic, I. (2013). The application of brute force logistic regression to corporate credit scoring models: Evidence from Serbian financial statements. *Expert Systems with Applications*, 40(15), 5932-5944.
- O'Shea, S., Bonelli, S., Grossman, R. (2001). Bank Loan and Bond Recovery Study: 1997-2000. *Fitch IBCA*.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Ong, C-S., Huang, J-J., and Tzeng, G-H. (2005). Building credit scoring models using genetic programming. *Expert Systems with Applications*, 29(1), 41-47
- Ooghe, H., Joos, P., De Bourdeaudhuij, C. (1995). Financial distress models in Belgium: the results of a decade of empirical research. *International Journal of Accounting*, 30, 245-274
- Ooghe, H., Joos, P., De Vos, D., De Bourdeaudhuij, C. (1994). Towards an improved method of evaluation of financial distress models and presentation of their results, Working Paper, Department of Corporate Finance, Ghent University (Belgium), January, pp. 1-22.
- Opitz, D., Maclin, R. (1999). Popular ensemble methods: An empirical study. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 11, 169-198
- Opp, C. C., Opp, M. M., Harris, M. (2013). Rating agencies in the face of regulation. *Journal of Financial Economics*, 108(1), 46-61.
- Ottenbacher, K. J., Linn, R. T., Smith, P. M., Illig, S. B., Mancuso, M., Granger, C. V. (2004). Comparison of logistic regression and neural network analysis applied to predicting living setting after hip fracture. *Annals of epidemiology*, 14(8), 551-559.
- Pagano, M., Volpin, P., (2010). Credit ratings failures and policy options. *Economic Policy*, 25 (62), 401-431.
- Palepu, KG. (1986). Predicting takeover targets: a methodological and empirical analysis. *Journal of Accounting and Economics*, 8, 3-35
- Paliwal, M., Kumar, U. A. (2009). Neural networks and statistical techniques: A review of applications. *Expert Systems with Applications*, 36 (1), 2-17.

- Papageorgiou, D., Doumpos, M., Zopounidis, C., Pardalos, P. M. (2008). Credit rating systems: regulatory framework and comparative evaluation of existing methods. In *Handbook of Financial Engineering* (pp. 457-488). Springer US.
- Paradi, J. C., Asmild, M., Simak, P. C. (2004). Using DEA and worst practice DEA in credit risk evaluation. *Journal of Productivity Analysis*, 21, 153–65.
- Park, C.-S., Han, I. (2002). A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 255–264.
- Pasiouras, F., Gaganis, C., Zopounidis, C. (2006). The impact of bank regulations, supervision, market structure, and bank characteristics on individual bank ratings: A cross-country analysis. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 27(4), 403-438.
- Pasiouras, F., Gaganis, C., Doumpos, M. (2007). A multicriteria discrimination approach for the credit rating of Asian banks. *Annals of Finance*, 3(3), 351-367.
- Pawlak, Z. (1982). Rough sets. *International Journal of Computer & Information Sciences*, 11(5), 341-356.
- Pawlak, Z. (1991). *Rough sets: Theoretical aspects of reasoning about data* (Vol. 9). Springer Science & Business Media.
- Pawlak, Z., Skowron, A. (2000). Rough set methods and applications: New developments in knowledge discovery in information systems. In L. Polkowski, T. Y. Lin, & S. Tsumoto (Eds.). *Studies in fuzziness and soft computing* (vol. 56). Berlin: Physica-Verlag.
- Pawlak, Z., Skowron, A. (2007). Rudiments of rough sets. *Information sciences*, 177(1), 3-27.
- Pendharkar, P.C. (2005). A threshold varying artificial neural network approach for classification and its application to bankruptcy prediction problem. *Computers and Operations Research*, 32, 2561–2582.
- Peng, Y., Kou, G., Shi, Y., Chen, Z. (2008). A multi-criteria convex quadratic programming model for credit data analysis. *Decision Support Systems*, 44(4), 1016-1030.
- Peng, Y., Wang, G., Kou, G., Shi, Y. (2011). An empirical study of classification algorithm evaluation for financial risk prediction. *Applied Soft Computing*, 11(2), 2906-2915.
- Perignon, C., Smith, D.R., (2010). The level and quality of value-at-risk disclosure by commercial banks. *Journal of Banking and Finance*, 34, 362–377.
- Ping, Y., Yongheng, L. (2011). Neighborhood rough set and SVM based hybrid credit scoring classifier. *Expert Systems with Applications*, 38(9), 11300-11304.

- Piramuthu, S. (1999). Financial credit-risk evaluation with neural and neurofuzzy systems. *European Journal of Operational Research* 112(2), 310–321.
- Piramuthu, S., Ragavan, H., Shaw, M.J. (1998). Using feature construction to improve the performance of the neural networks. *Management Science*, 44 (3)
- Platt, H.D., Platt, M.B. (1991). A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction. *Journal of Banking and Finance*, 15 (6), 1183–1194.
- Polikar, R. (2006). Ensemble based systems in decision making. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 6 (3), 21–45
- Pompe, P.P.M., 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 and Management*, 13, 95–112.
- Pope, P.F. (2010). Bridging the gap between accounting and finance. *The British Accounting Review*, 42 (2), 88–102.
- Premachandra, I. M., Bhabra, G. S., Sueyoshi, T. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment: a comparative study with logistic regression technique. *European Journal of Operational Research*, 193, 412–424.
- Premachandra, I. M., Chen, Y., Watson, J. (2011). DEA as a tool for predicting corporate failure and success: a case of bankruptcy assessment. *Omega*, 39, 620–626.
- Psillaki, M., Tsolas, I. E., Margaritis, D. (2010). Evaluation of credit risk based on firm performance. *European Journal of Operational Research*, 201, 873–81.
- Qi, M., Yang, X. (2009). Loss given default of high loan-to-value residential mortgages. *Journal of Banking & Finance*, 33(5), 788–799.
- Qi, M., Zhao, X. (2011). Comparison of modeling methods for loss given default. *Journal of Banking & Finance*, 35(11), 2842–2855.
- Quek, C., Zhou, R.W., Lee, C.H. (2009). A novel fuzzy neural approach to data reconstruction and failure prediction. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 16, 165–187.
- Radley, H., Marrison C. (2003). A Risky New Role for the Rating Agencies. *Financial Times*. December 5
- Rafiei, F.M. Manzari, S.M., Bostanian, S. (2011). Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminant analysis: iranian evidence. *Expert Systems with Applications*, 38, 10210–10217

- Ravisankar, P., Ravi, V. (2010). Financial distress prediction in banks using Group Method of Data Handling neural network, counter propagation neural network and fuzzy ARTMAP. *Knowledge Based Systems*, 23, 823–831.
- Ravisankar, P., Ravi, V., Bose, I. (2010). Failure prediction of dotcom companies using neural network-genetic programming hybrids. *Information Science*, 180, 1257– 1267
- Rees, W. P. (1995). Financial analysis. London: Prentice-Hall.
- Reisz, A. S., Perlich, C. (2007). A market-based framework for bankruptcy prediction. *Journal of Financial Stability*, 3, 85–131.
- Repullo, R., Suarez, J. (2004). Loan pricing under capital requirement. *Journal of Financial Intermediation*, 13 (4), 496–521.
- Richardson, M.C., White, L.J. (2009). The Rating Agencies: Is Regulation the Answer? in Restoring Financial Stability: How to Repair a Failed System, ed. Viral Acharya and Matthew C. Richardson, 101–115. New York: Wiley
- Rokach, L. (2010). Ensemble-based classifiers. *Artificial Intelligence Review*, 33 (1-2), 1–39
- Ronn, E. I., Verma, A. K., (1986). Pricing Risk-Adjusted Deposit Insurance: An Option Based Model. *Journal of Finance*, 41, 871-895
- Ross, S. A. (1976). The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory*, 13, 341-360.
- Ross, S.A., Westerfield, R.W., Jaffe, J.F. (1999). Corporate finance, second ed., Homewood IL.
- Roy, B. (1968). Classement et choix en pre'sence de points de vue multiple (la methode Electre) ,*Revue d' Informatique et le Recherche Operationelle*. 8, 57–75.
- Roy, B. (1991). The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods. *Theory and Decision*, 31, 49–73
- Rugemintwari, C. (2011). The leverage ratio as bank discipline device. *Revue Economique*, 62 (3), 479–469.
- Ruggiero, J. (2004). Data envelopment analysis with stochastic data. *Journal of the Operational research Society*, 55, 1008–12.
- Rumelhart, D., Hinton, G., Williams, R. (1986). Learning internal representations by error propagation. Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition I & II. MIT Press, Cambridge MA

- Sakprasat, S., Sinclair, M. C. (2007, September). Classification rule mining for automatic credit approval using genetic programming. In *Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on* (pp. 548-555). IEEE.
- Sarkar, S., Sriram, R.S. (2001). Bayesian models for early warning of bank failures. *Management Science*, 47 (11), 1457–1475.
- Sarlija, N., Bensic M., Bohacek, Z. (2004). Multinomial Model in Consumer Credit Scoring, 10th International Conference on Operational Research. Trogir: Croatia
- Schaefer, S. M., Strebulaev, I. A. (2008). Structural models of credit risk are useful: Evidence from hedge ratios on corporate bonds. *Journal of Financial Economics*, 90(1), 1-19.
- Schebesch, K., Stecking, R. (2005). Support vector machines for credit scoring: Extension to non standard cases. In: *Innovations in Classification, Data Science, and Information Systems*, pp. 498-505.
- Schebesch, K., Stecking, R. (2007). Selecting SVM kernels and input variable subsets in credit scoring models. In: *Advances in Data Analysis*, pp. 179-186.
- Schölkopf, B., Smola, A. (2002). *Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization and Beyond*. MIT Press, Cambridge
- Sego, L.H. Reynolds Jr, M.R., Woodall, W.H. (2009). Risk-adjusted monitoring of survival times. *Statistics in Medicine*, 28 (9), 1386–1401
- Sen, T. K., Ghandforoush, P., Stivason, C. T. (2004). Improving prediction of neural networks: a study of tow financial prediction tasks. *Advances in Decision Sciences*, 8(4), 219-233.
- Servigny, A. D., Renault, O. (2004). *Measuring and Managing Credit Risk*. New York: McGraw-Hill Companies.
- Setiono, R., Baesens, B. Mues, C. (2011). Rule extraction from minimal neural networks for credit card screening. *International Journal of Neural Systems*, 21 (4), 265–276
- Setiono, R., Baesens, B., Mues, C. (2008). Recursive neural network rule extraction for data with mixed attributes. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 19(2), 299-307.
- Shang, J. S., Yu-sen, E. L., Goetz, A. M. (2000). Diagnosis of MRSA with neural networks and logistic regression approach. *Health Care Management Science*, 3(4), 287-297.
- Shanmugam, R., Johnson, C. (2007). At a crossroad of data envelopment and principal component analyses. *Omega*, 35, 351–64

- Shin, K.-S., Lee, K.-S., Kim, H.-J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, 28, 127–135.
- Shin, K.-S., Lee, Y.-J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Systems with Applications*, 23 (3), 321–328.
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *Journal of Business*, 74, 101–124.
- Siddiqi, N. (2006). Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc
- Simak, P. C. (1992). DEA based analysis of corporate failure, manuscript. Toronto: University of Toronto.
- Sinclair, T. J. (2005). The New Masters of Capital: American Bond Rating Agencies and the Politics of Creditworthiness. Ithaca: Cornell University Press.
- Skaife, H., Collins, D. W., LaFond, R. (2006). The effects of corporate governance on firms' credit ratings. *Journal of accounting and economics*, 42(1), 203-243.
- Sloan, R.G. (1996). Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? *Accounting Review*, 71 (3), 289–315.
- Slowinski, R., Vanderpooten, D. (2000). A generalized definition of rough approximations based on similarity. *IEEE Transactions on knowledge and Data Engineering*, 12(2), 331-336
- Slowinski, R., Greco, S., Matarazzo, B. (2007). Dominance-Based Rough Set Approach to Reasoning About Ordinal Data. In *Rough Sets and Intelligent Systems Paradigms* (pp.5-11). Springer Berlin Heidelberg
- Slowinski, R., Zopoudinis, C. (1995). Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 4, 27–41.
- Song, J. H., Venkatesh, S. S., Conant, E. A., Arger, P. H., Sehgal, C. M. (2005). Comparative analysis of logistic regression and artificial neural network for computer-aided diagnosis of breast masses. *Academic radiology*, 12(4), 487-495.
- Steckling, R., Schebesch, K. B. (2006). Comparing and selecting svm-kernels for credit scoring. In *From Data and Information Analysis to Knowledge Engineering* (pp. 542-549). Springer Berlin Heidelberg.
- Steckling, R., Schebesch, K. B. (2007). Combining support vector machines for credit scoring. In *Operations Research Proceedings 2006* (pp. 135-140). Springer Berlin Heidelberg.

- Steele, A. (1995). Going concern qualifications and bankruptcy prediction, paper presented at the 18th Annual Congress of the European Accounting Association, Birmingham (UK), 1–28.
- Stein, R. M. (2002). Benchmarking default prediction models: Pitfalls and remedies in model validation. *Moody's KMV, New York*, 20305.
- Stein, R. M. (2005). The relationship between default prediction and lending profits: Integrating ROC analysis and loan pricing. *Journal of Banking & Finance*, 29(5), 1213-1236.
- Stepanova, M., Thomas, LC. (2001). Phab scores: Proportional hazards analysis behavioural scores. *The Journal of the Operational Research Society*, 52 (9) 1007–1016
- Stepanova, M., Thomas, LC. (2002). Survival analysis for personal loan data. *Operational Research*, 50, 277-289
- Su, C-T., Chen, Y-C. (2011). Rule extraction algorithm from support vector machines and its application to credit screening. *Soft Computing*, 16(4), 645–658.
- Sun, J., Jia, M., Li, H. (2011). AdaBoost ensemble for financial distress prediction: An empirical comparison with data from Chinese listed companies. *Expert Systems with Applications*, 38, 9305–9312.
- Sun, J., Li, H. (2008). Listed companies' financial distress prediction based on weighted majority voting combination of multiple classifiers. *Expert Systems with Applications*, 35, 818–827.
- Sun, J., Li, H. (2011). Dynamic financial distress prediction using instance selection for the disposal of concept drift. *Expert Systems with Applications*, 38, 2566–2576.
- Sun, W., Yang, C.G. (2006). Credit risk assessment in commercial banks based on multi-layer SVM classifier. *Computational Intelligence*, Part 2, pp. 778-785.
- Suo, W., Wang, W. (2009). Assessing Default Probabilities from Structural Credit Risk Models. Working Paper (Queen's University).
- Šušteršič M, Marmor D, Zupan J (2009). Consumer credit scoring models with limited data. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 4736– 4744.
- Svaleryd, H., Vlachos, J. (2005). Financial Markets, the pattern of industrial specialization and comparative advantage: Evidence from OECD countries. *European Economic Review*, 49 (1), 113-144.
- Swicegood, P., Clark, J.A. (2001). Off-site monitoring for predicting bank under performance: A comparison of neural networks, discriminant analysis and professional human judgment.

International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 10, 169–186.

- Syversten, B.D.H. (2004). How accurate are credit risk models in their predictions concerning Norwegian enterprises? *Norges Bank Economic Bulletin*, 4, 150–156.
- Tang, D. Y., Yan, H. (2010). Market conditions, default risk and credit spreads. *Journal of Banking & Finance*, 34(4), 743–753.
- Tansel IC, Y, Yurdarkul M (2010) “Development of a quick credibility scoring decision support system using fuzzy TOPSIS”, *Expert Systems with Applications*, 37(1), 567–574
- Tarashev, N. A. (2008). “An empirical evaluation of structural credit-risk models”, *International Journal of Central Banking*, 4, 1–53.
- Tay, F. E., Shen, L. (2002). Economic and financial prediction using rough sets model. *European Journal of Operational Research*, 141(3), 641–659.
- Thomas, L. C., Edelman, D. B., Crook, J. N. (2004). Readings in Credit Scoring: recent developments, advances, and aims. New York: Oxford University Press.
- Thomas, L. C., Edelman, D. B., Crook, L. N. (2002). Credit Scoring and Its Applications. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Thomas, L. C., Oliver, R. W., Hand, D. J. (2005). A survey of the issues in consumer credit modelling research. *Journal of the Operational Research Society*, 56(9), 1006–1015.
- Tichy, G., Lannoo, K., Gwilym, O., Alsakka, R., Masciandaro, D., Paudyn, B. (2011). Credit rating agencies: part of the solution or part of the problem?, *Intereconomics*, 46 (5), 232–262.
- Titman, S., Torous, W. (1989), Valuing Commercial Mortgages—An Empirical-Investigation of the Contingent-Claims Approach to Pricing Risky Debt. *Journal of Finance*, 44, 345–373.
- Tong, E. N., Mues, C., Thomas, L. C. (2012). Mixture cure models in credit scoring: If and when borrowers default. *European Journal of Operational Research*, 218(1), 132–139.
- Touzet, CF. (1997). Neural reinforcement learning for behavior synthesis. *Robotics Autonomous Systems*, 22, 251–281.
- Treacy, W.F., Carey, M. (2000). Credit risk rating systems at large US banks. *Journal of Banking and Finance*, 24, 167–201.
- Troutt, M. D., Rai, A., Zhang, A. (1996). The potential use of DEA for credit applicant acceptance systems, *Computers and Operations Research*, 23(4), 405–408.

- Tsai, C., Wu, J. (2008). Using neural networks ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 34 (4), 2639-2649.
- Tsakonas, A., Dounias, G. (2007). Evolving neural-symbolic systems guided by adaptive training schemes: applications in finance. *Applied Artificial Intelligence*, 21, 681–706.
- Tseng, F. M., Lin, L. (2005). A quadratic interval logit model for forecasting bankruptcy. *Omega*, 33(1), 85-91.
- Tucker, J. (1996). Neural networks versus logistic regression in financial modelling: a methodological comparison. Proceedings of the 1996 World First Online Workshop on Soft Computing (WSC1), Nagoya University (Japan), 19–30.
- Tudela, M., Young, G. (2005). A Merton-model approach to assessing the default risk of UK public companies. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 8(06), 737-761.
- Tung, W.L., Quek, C., Cheng, P. (2004). GenSo-EWS: A novel neural-fuzzy based early warning system for predicting bank failures. *Neural Networks*, 17, 567–587.
- Van Gestel, T., Baesens, B., Garcia J., Van Dijcke, P. (2003). A support vector machine approach to credit scoring. *Bank en Financiewezen* 2, 73-82.
- Van Gestel, T., Baesens, B., Suykens, J. A.K., Van den Poel, D., Baestaens, D-E., Willekens, M. (2006). “Bayesian kernel based classification for financial distress detection. *European Journal of Operational Research*, 172 (3), 979-1003.
- Vapnik, V. (1995). The nature of statistical learning theory. Springer-Verlag, New York.
- Vapnik, V. (1998). Statistical Learning Theory, Wiley, New York.
- Varetto, F. (1998). Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. *Journal of Banking and Finance*, 22, 1421–1439.
- Varotto, S. (2012). Stress testing credit risk: The Great Depression scenario. *Journal of Banking and Finance*, 36, 3133–3149
- Vasicek, O. A. (1984). Credit Valuation. San Francisco: Moody’s KMV Corporation.
- Vassalou, M., Xing, Y. (2004). Default risk in equity returns. *The Journal of Finance*, 59(2), 831–868.
- Vellido, A., Lisboa, P., Vaughan, J. (1999). Neural networks in business: A survey of applications (1992–1998). *Expert System with Applications*, 17, 51–70.
- Verikas, A., Kalsyte, Z., Bacauskiene, M., Gelzinis, A. (2010). Hybrid and ensemble-based soft computing techniques in bankruptcy prediction: a survey. *Soft Computing*, 14(9), 995-1010.

- Veverka, F. (2003). S & P Offers Analytic Tools for Risk Rating by Banks. *Financial Times*. December 9: 14
- Wang, C., Li, G., Li, J. P. (2008). Oil-exporting country risk evaluation using a multi-group discrimination method. *In Proceedings of the 38th Conference on Computers and Industrial Engineering*(pp. 648-651).
- Wang, G., Ma, J. (2012). A hybrid ensemble approach for enterprise credit risk assessment based on Support Vector Machine. *Expert Systems with Applications*, 39, 5325–5331.
- Wang, H., Xu, Q., Zhou, L. (2015). Large Unbalanced Credit Scoring Using Lasso-Logistic Regression Ensemble. *PLoS ONE*, 10(2), e0117844. doi: 10.1371/journal.pone.0117844.
- Wang, J., Guo, K., Wang, S. (2010). Rough set and Tabu search based feature selection for credit scoring. *Procedia Computer Science*, 1(1), 2425-2432.
- Wang, J., Hedar, A-R., Wang, S., Mac, J. (2012). Rough set and scatter search metaheuristic based feature selection for credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 39(6), 6123–6128
- Wang, Y., Wang, S., Lai, K. K. (2005). A new fuzzy support vector machine to evaluate credit risk. *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on*, 13(6), 820-831.
- Watkins, J.G.T., Vasnev, A.L., Gerlach, R.(2014). Multiple event incidence and duration analysis for credit data incorporating non-stochastic loan maturity. *Journal of Applied Econometrics*, 29 (4), 627–648.
- West, D. (2000). Neural Network Credit Scoring Models. *Computers & Operations Research*, 27 (11-12), 1131-1152.
- West, D., Dellana, S., Qian, J. (2005). Neural network ensemble strategies for financial decision applications. *Computers and Operations Research*, 32 (10), 2543-2559.
- Westgaard, S., Van der Wijst, N. (2001). Default probabilities in a corporate bank portfolio: A logistic model approach. *European journal of operational research*, 135(2), 338-349.
- White, L. J. (2006). Good Intentions Gone Awry: A Policy Analysis of the SEC’s Regulation of the Bond Rating Industry. Policy Brief No. 2006-PB-05. Networks Financial Institute, Indiana State University.
- White, L. J. (2007). A New Law for the Bond Rating Industry. *Regulation*, 30, 48–52.
- White, L. J. (2009). The Credit-Rating Agencies and the Subprime Debacle. *Critical Review*, 21(2–3), 389–399.

- White, L. J. (2010). Markets: The credit rating agencies. *The Journal of Economic Perspectives*, 24(2), 211-226
- Wilson, T. C. (1998). Portfolio Credit Risk. Federal Reserve Board of New York” *Economic Policy Review*, 33 (10), 71–82.
- Wolter, M., Rösch, D. (2014). Cure events in default prediction. *European Journal of Operational Research*, 238(3), 846-857.
- Wong, H. Y., Choi, T. W. (2006). Estimating Default Barriers from Market Information. Working Paper (The Chinese Hong Kong University and Citic Kawah Bank).
- Wu, C.-H., Tzeng, G.-H., Goo, Y.-J., Fang, W.-C. (2007). A real-valued genetic algorithm to optimize the parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. *Expert Systems with Applications*, 32, 397–408.
- Wu, T. C., Hsu, M. F. (2012). Credit risk assessment and decision making by a fusion approach. *Knowledge-Based Systems*, 35, 102-110.
- Xiao, W., Zhao, Q., Fei, Q. (2006). A comparative study of data mining methods in consumer loans credit scoring management. *Journal of Systems Science and Systems Engineering* 15(4), 419-435.
- Xiao, Z., Yang, X., Pang, Y., Dang, X. (2012). The prediction for listed companies’ financial distress by using multiple prediction methods with rough set and Dempster-Shafer evidence theory. *Knowledge- Based Systems*, 26, 196–206.
- Xie, G., Zhang, J., Lai, K. K., Yu, L. (2008). Variable precision rough set for group decision-making: An application. *International Journal of Approximate Reasoning*, 49(2), 331-343.
- Yeh, C.-C., Chi, D.-J., Hsu, M.-F. (2010). A hybrid approach of DEA, rough set and support vector machines for business failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 37, 1535–1541
- Yeh, C-C., Lin, F., Hsu, C-Y. (2012). A hybrid KMV model, random forests and rough set theory approach for credit rating. *Knowledge-Based Systems*, 33, 166–172.
- Yeh, Q. J. (1996). The application of data envelopment analysis in conjunction with financial ratios for bank performance evaluation. *Journal of the Operational Research Society*, 47(8), 980–988.
- Yesilnacar, E., Topal, T. (2005). Landslide susceptibility mapping: a comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). *Engineering Geology*, 79(3), 251-266.

- Yoon, K.P., Hwang, C.L. (1995). Multiple Attribute Decision Making: An Introduction, Sage Publications, London.
- Yu, L., Lai, K.K, Wang, S.Y, Zhou, L.G. (2007). A least squares fuzzy SVM Approach to credit risk assessment: In: Fuzzy Information and Engineering, pp. 865-874.
- Yu, L., Wang, S., Lai, K. (2009). An intelligent-agent-based fuzzy group decision making model for financial multicriteria decision support: The case of credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 942-959
- Yu, L., Wang, S., Lai, K. K. (2008). Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach. *Expert Systems with Applications*, 34, 1434–1444.
- Yu, L., Yue, W., Wang, S., Lai, K. (2010). Support vector machine based multiagent ensemble learning for credit risk evaluation. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1351–1360.
- Yu, L., Yao, X., Wang, S., Lai, K.K. (2011). Credit risk evaluation using a weighted least squares SVM classifier with design of experiment for parameter selection. *Expert Systems with Applications*, 38, 15392–15399.
- Yurdakul, M., Tansel, Y., (2004). AHP approach in the credit evaluation of the manufacturing firms in Turkey. *International Journal of Production Economics*, 88, 269–289.
- Zavgren, C.V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- Zhang Z., Gao G., Shi Y. (2014). Credit risk evaluation using multi-criteria optimization classifier with kernel, fuzzification and penalty factors. *European Journal of Operational Research* 237, 335–348.
- Zhang, G., Hu, M.Y., Patuwo, B.E., Indro, D.C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16–32.
- Zhang, J., Thomas, L. C. (2012). Comparisons of linear regression and survival analysis using single and mixture distributions approaches in modelling LGD. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 204-215.
- Zhou, C. (2001). The Term Structure of Credit Spreads with Jump Risk. *Journal of Banking and Finance*, 25, 2015–2040.
- Zhou, L., Lai, K. K., Yen, J. (2009). Credit scoring models with AUC maximization based on weighted SVM. *International journal of information technology & decision making*, 8(04), 677-696.

- Zhou, L., Lu, D., Fujita, H. (2015). The performance of corporate financial distress prediction models with features selection guided by domain knowledge and data mining approaches. *Knowledge-Based Systems*, 85, 52-61.
- Zhou, X., Jiang, W., Shi, Y., Tian, Y. (2011). Credit risk evaluation with kernel-based affine subspace nearest points learning method. *Expert Systems with Applications*, 38, 4272–4279
- Zhou, X., Zhang, D., Jiang, Y. (2008). A new credit scoring method based on rough sets and decision tree. In *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 1081-1089). Springer Berlin Heidelberg.
- Zhu, Z., He, H., Starzyk, J.A., Tseng, C. (2007). Self-organizing learning array and its application to economic and financial problems. *Information Sciences*, 177, 1180–1192.
- Zmijewski, M.E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.
- Zopounidis, C., Doumpos, M. (1998), Developing a multicriteria decision support system for financial classification problems: the FINCLAS system. *Optimization Methods and Software*, 8, 277-304.
- Zopounidis, C., Doumpos, M. (1999a). Business failure prediction using the UTADIS multicriteria analysis method. *Journal of Operational Research Society*, 50(11), 1138-1148.
- Zopounidis, C., Doumpos, M. (1999b). A multicriteria decision aid methodology for sorting decision problems: the case of financial distress. *Computational Economics*, 14, 197-218.
- Zopounidis, C., Doumpos, M. (2000). Building additive utilities for multi-group hierarchical discrimination: the MH Dis method. *Optimization Methods and Software*, 14(3), 219-240.
- Zopounidis, C., Doumpos, M. (2002a). Multicriteria classification and sorting methods: a literature review. *European Journal of Operational Research*, 138 (2), 229–246.
- Zopounidis, C., Doumpos, M. (2002b). Multi-group discrimination using multi-criteria analysis: Illustrations from the field of finance. *European Journal of Operational Research*, 139, 371–389.
- Zopounidis, C., Doumpos, M., Zanakis, S.H. (1999). Stock evaluation using a preference disaggregation methodology. *Decision Science*, 30(2), 313-336.

Ελληνική Βιβλιογραφία

Γκόρτσος Χρήστος (2011): Βασιλεία ΙΙΙ, η αναθεώρηση του ισχύοντος κανονιστικού πλαισίου της Επιτροπής της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία με στόχο την ενδυνάμωση της

σταθερότητας του διεθνούς τραπεζικού συστήματος, στο συλλογικό τόμο της Ένωσης Ελληνικών Τραπεζών Η διεθνής κρίση, η κρίση στην Ευρωζώνη και το Ελληνικό Χρηματοπιστωτικό Σύστημα

Δούμπος Μ. Ζοπουνίδης Κ. (2001), «Πολυκριτήριες τεχνικές ταξινόμησης», Εκδόσεις Κλειδάριθμος.

Χριστόπουλος Α. και Ντόκας Ι., (2012), Θέματα τραπεζικής και χρηματοοικονομικής θεωρίας, εκδόσεις Κριτική, Αθήνα

Ψυχομάνης, Σπύρος Δ., (2009), Δίκαιο του τραπεζικού συστήματος: Οι τράπεζες και η εποπτεία τους, Εκδόσεις Σάκκουλας, Αθήνα

Ηλεκτρονικές Πηγές

ΟΔΗΓΙΑ 2006/48/EK σχετικά με την ανάληψη και την άσκηση δραστηριότητας πιστωτικών ιδρυμάτων (αναδιατύπωση). Διαθέσιμο στο

<http://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=CONSLEG:2006L0048:20100330:EL:PDF>

Οδηγία 2006/49/EK για την επάρκεια των ιδίων κεφαλαίων των επιχειρήσεων επενδύσεων και των πιστωτικών ιδρυμάτων (αναδιατύπωση). Διαθέσιμο στο

<http://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/PDF/?uri=CELEX:32006L0049&qid=1410175226086&from=EN>

KANONISMOS (EK) 1060/2009 για τους οργανισμούς αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας. Διαθέσιμο στο

<http://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/PDF/?uri=CELEX:02009R1060-20140523&qid=1410175657442&from=EN>

Schumann, M., Liu, Y. (2001). New issues in Credit Scoring Application, Institut für Wirtschaftsinformatik (Working Paper). Διαθέσιμο στο

<http://webdoc.sub.gwdg.de/ebook/Im/arbeitsberichte/2001/16.pdf>

Basel Committee on Banking Supervision, International Convergence of Capital Measurements and Capital Standards, A Revised Framework, June 2004. Διαθέσιμο στο:

<http://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf>

Machine Learning – Support Vector Machines

Available at:

Συντομογραφίες (Abbreviations)

ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

ANNs: Artificial Neural Network

APT: Arbitrage Pricing Theory

ASVM: Additive Support Vector Machines

AUROC: Area Under the Receiver Operating Characteristic

BPNN: Back Propagation Neural Network

BSM: Black-Scholes Merton

CART: Classification And Regression Tree

CBR: Case Based Reasoning

CDOs : Credit Default Options

DE : Differential Equation

DEA: Data Envelopment Analysis

DM : Default Models

DMs: Decision Makers

DMU: Decision Making Unit

EA: Evolution Algorithm

EAD: Exposure at Default

EDF: Expected Default Frequency

EL: Expected Loss

GA: Genetic Algorithm

GP : Genetic Programming

ISOMAP: ISOmetric MAPping

KMV : Kealhofer, McQuown and Vasicek

KS: Kolmogorov Smirnov

LA : Logistic Analysis

LDA : Linear Discriminant Analysis

LGD: Loss Given Default

LRA: Logistic Regression Analysis

MCDA: Multi-Criteria Decision Analysis

MDA: Multiple Discriminant Analysis

MLP : Multi- Layer Perceptron

MTM: Mark-To-Market

NN: Neural Network

ORT: Outranking Relation Theory

PD: Probability of Default

PNN: Probabilistic Neural Network

RBF : Radial Basis Function

RGA: Real Valued Genetic Algorithm

RS : Rough Set

RSTSVM: Rough Set Theory Support Vector Machine

S & P: Standard and Poor's

SE: Sensitivity

SP: Specificity

SVM : Support Vector Machines

UTADIS : UTilités Additives DIScriminantes

