



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

ΤΜΗΜΑ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΡΑΠΕΖΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΗΣ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗ
ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΓΙΑ ΣΤΕΛΕΧΗ

ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

Άγγελος Μυράτ

Επιβλέπων Καθηγητής: Εμ. Τσιριτάκης

Ιούνιος 2004

ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

Μυράτ Άγγελος
Αγ. Αλεξάνδρου 34
175 61 Αθήνα,
Τηλ.: 210 9828710

[Email:angelosmyrat@yahoo.gr](mailto:angelosmyrat@yahoo.gr)

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών 'Χρηματοοικονομική Ανάλυση για Στελέχη Επιχειρήσεων' του Τμήματος Χρηματοοικονομικής και Τραπεζικής Διοικητικής του Πανεπιστημίου Πειραιώς.

Κατά την διάρκεια των τελευταίων ετών υπάρχει μια εντυπωσιακή εξέλιξη στα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου. Σε αυτήν την εργασία προσπαθούμε να ερευνήσουμε τις πιο γνωστές προσεγγίσεις στην μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου. Αρχίζουμε με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις μέτρησης κινδύνου όπως τα έμπειρα συστήματα διάγνωσης (expert systems), τα συστήματα εκτίμησης (rating systems) και τα μοντέλα μέτρησης κινδύνου (credit scoring models).

Κατόπιν πηγαίνουμε περαιτέρω στις σύγχρονες προσεγγίσεις μέτρησης κινδύνου συμπεριλαμβανομένων των δομικών μοντέλων (structural models), μοντέλα έκθεσης σε κίνδυνο (exposure models) και στα μοντέλα χαρτοφυλακίων και τελικά συζητάμε για τα ιδιόκτητα υβριδικά πρότυπα.

Παράλληλα, γίνεται αναφορά σε 2 υποδείγματα με ευρεία χρήση στο Τραπεζικό χώρο (Var, z-score) καθώς και σε δύο σύγχρονα εργαλεία (FINEVA & M.H.DIS) προσαρμοσμένα στα ελληνικά δεδομένα.

Keywords: Πίστωση, κίνδυνος, κίνδυνος πτώχευσης, μοντέλα εκτίμησης, πιστωτικά μοντέλα.

1. Εισαγωγή

Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι πιθανώς η παλαιότερη μορφή κινδύνου στις χρηματοοικονομικές αγορές. Εάν η πίστωση μπορεί να οριστεί ως "τίποτα παρά η προσδοκία πληρωμής ενός ποσού χρημάτων μέσα σε κάποιο συγκεκριμένο χρόνο" τότε πιστωτικός κίνδυνος είναι η πιθανότητα ότι αυτή η προσδοκία δεν θα εκπληρωθεί. Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι τόσο παλιός όσο ο δανεισμός.. Υπάρχουν καταγραφές από το 3000 Π.Χ. που δείχνουν ότι τα επιτόκια ήταν μεταξύ 15% και 33%. Αυτό το γεγονός υπονοεί ότι ο εμπορικός δανεισμός είναι από τα παλαιότερα επαγγέλματα (Durant (1917)). Όσο ο εμπορικός δανεισμός δεν είναι κάτι νέο, άλλα τόσο δεν είναι τα στατιστικά μοντέλα που αναπτύσσονται για να μελετήσουν τους κινδύνους του, η ανάλυση που χρησιμοποιεί λογιστικές μεθόδους παρατηρείται τουλάχιστον από τον 19^ο αιώνα (Dev (1974)). Αν και, η σύγχρονη εποχή της πρόβλεψης πραγματικά αρχίζει με την καινοτόμο εργασία του Beaver (1967) και Altman (1968).

Στις πρόσφατες δεκαετίες ο πιστωτικός κίνδυνος έχει γίνει κυρίαρχος. Οι επιχειρήσεις δανείζονται για να κάνουν εξαγορές και να αναπτυχθούν, οι μικρές επιχειρήσεις δανείζονται για να επεκτείνουν την δυναμικότητά τους και μεμονωμένοι άνθρωποι χρησιμοποιούν πίστωση για αγορά κατοικιών, αυτοκινήτων, ιματισμού ακόμη και τροφίμων. Επομένως η επίδραση του πιστωτικού κινδύνου είναι παρούσα όποτε κάποιος αγοράζει ένα προϊόν ή μια υπηρεσία χωρίς να πληρώσει αμέσως. Συνεπώς, στην ερώτηση "ποιος ενδιαφέρεται για τον πιστωτικό κίνδυνο;" η απάντηση είναι "σχεδόν ο καθένας!" Οι τηλεφωνικές εταιρίες δέχονται τον πιστωτικό κίνδυνο από τους συνδρομητές. Τα οικονομικά ιδρύματα που εκδίδουν τις πιστωτικές κάρτες διατρέχουν αυτόν τον κίνδυνο με όλους τους κατόχους καρτών. Στον εταιρικό τομέα, οι επιχειρήσεις σε κάθε βιομηχανία πωλούν στους πελάτες με όρους , δεχόμενοι έτσι τον πιστωτικό κίνδυνο. Εντούτοις στους παραδοσιακούς πιστωτικούς οργανισμούς και κύριους φορείς πιστωτικού κινδύνου, περιλαμβάνονται οι τράπεζες, επιχειρήσεις χρηματοδότησης, ασφαλιστικές εταιρείες, βιομηχανικές επιχειρήσεις και η κυβέρνηση.

Αν και τα στατιστικά υποδείγματα αναπτύχθηκαν σχεδόν 35 έτη πριν, ο εταιρικός δανεισμός παραμένει πρώτιστα μια υποκειμενική διαδικασία. Οι οικονομικές καταστάσεις ενός οφειλέτη αναλύονται αμετάβλητα πριν από την έκδοση ενός δανείου, αλλά η ερμηνεία αυτών των πληροφοριών εξαρτώνται από την κρίση του αναλυτή.

Αντίθετα, ο καταναλωτικός δανεισμός έχει εξελιχθεί σημαντικά κατά τη διάρκεια των προηγούμενων 35 ετών. Στις ημέρες μας, ένα πρόγραμμα που συλλαμβάνει τουλάχιστον το 90% του μετρήσιμου κινδύνου σε έναν καταναλωτή μπορεί να αποκτηθεί έναντι μικρού ποσού. Ο κύριος λόγος που τα υποδείγματα μέτρησης καταναλωτικής πίστωσης αναπτύχθηκαν γρηγορότερα από της εμπορική πίστωσης είναι η διαθεσιμότητα των στοιχείων. Παγκοσμίως υπάρχουν χιλιάδες κακοπληρωτές πιστωτικών καρτών και εκατομμύρια τυπικών πελατών κάνοντας την στατιστική ανάλυση πιο αξιόπιστη. Αντίθετα, εάν κάποιος εξετάσει 30 από τα σημαντικότερα ακαδημαϊκά έγγραφα για προβλεπτικά μοντέλα πτώχευσης επιχειρήσεων κατά τη διάρκεια των προηγούμενων 35 ετών, το μέσο δείγμα πτωχευμένων επιχειρήσεων που χρησιμοποιούνται σε αυτές τις μελέτες είναι 40. Εντούτοις σε αυτό το σημείο πρέπει να παρατηρηθεί ότι τα τελευταία χρόνια έχουν εξελιχθεί ταχύτατα διάφορα πιστωτικά μοντέλα και πολλά είναι διαθέσιμα στην αγορά.

Αυτό το φαινόμενο μπορεί να εξηγηθεί από τους δύο ακόλουθους λόγους:

Ο πρώτος λόγος είναι η κύρια συμφωνία της Βασιλείας II. Οι τρεις κανόνες της πρόσφατα ενισχυμένης κύριας συμφωνίας της Βασιλείας, οι οποίοι μέχρι το τέλος του 2004 θα υιοθετηθούν από τις περισσότερες ρυθμιστικές αρχές στις βιομηχανικές χώρες είναι,

- (1) τα ελάχιστα απαιτούμενα κεφάλαια,
- (2) η εποπτική παρακολούθηση μέσω ιδρύματος και η εσωτερική διαδικασία αξιολόγησης,
- (3) η πειθαρχία της αγοράς μέσω της κοινοποίησης των τραπεζικών πρακτικών.

Ειδικότερα, με την κύρια συμφωνία της Βασιλείας του 1998, οι τράπεζες σε όλο τον κόσμο έχουν την άδεια για να αξιολογήσουν τα ρυθμιστικά κύρια ζητήματα σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο χρησιμοποιώντας εσωτερικά πρότυπα. Ο δεύτερος λόγος είναι η ανάπτυξη της χρεογραφοποίησης των χαρτοφυλακίων ομολόγων που έχουν φέρει στο φως την ανάγκη για ποσοτική εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου.

Στις επόμενες ενότητες θα γίνει συνοπτική αναφορά στην φύση του πιστωτικού κινδύνου στον στόχο των υποδειγμάτων του πιστωτικού κινδύνου. Αργότερα, θα πρόκειται να παρουσιάσουμε τις γνωστότερες προσεγγίσεις στην μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου.

Η ΦΥΣΗ ΤΟΥ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

Ο πιστωτικός κίνδυνος μπορεί να θεωρηθεί ως η συνισταμένη τεσσάρων επιμέρους κινδύνων:

- του κινδύνου πτώχευσης (default risk)
- του κινδύνου ανοίγματος (exposure risk)
- του κινδύνου ανάκτησης σε περίπτωση πτώχευσης (recovery risk)
- του κινδύνου περιθωρίων (credit spread risk)

Ο κίνδυνος πτώχευσης αναφέρεται στην πιθανότητα πτώχευσης των πιστούχων ενός πιστωτικού ιδρύματος. Πρέπει όμως να προσδιορισθεί ο ακριβής ορισμός της έννοιας «πτώχευση». Μπορούμε να διακρίνουμε την «τεχνική πτώχευση» σε περίπτωση που ο πιστούχος αθετήσει κάποια από τις αναγραφόμενες στο συμβόλαιο υποχρεώσεις, γεγονός που συνήθως προκαλεί επαναδιαπραγμάτευση των όρων τους συμβολαίου και την «οικονομική πτώχευση», όταν η αξία των στοιχείων του ενεργητικού είναι μικρότερη από την αξία του παθητικού, με συνέπεια τα ίδια κεφάλαια να είναι αρνητικά. Επίσης ως κατάσταση πτώχευσης θα μπορούσε να εκληφθεί η μη πληρωμή τόκων εντός ενός χρονικού περιθωρίου από την ημερομηνία καταλογισμού τους. Η «πτώχευση» με την νομική έννοια του όρου δεν είναι ικανοποιητική, διότι συνήθως η ζημία για την τράπεζα προηγείται των νομικών διαδικασιών.

Ο κίνδυνος ανοίγματος αναφέρεται στο συνολικό ποσό που είναι εκτεθειμένο στον πιστωτικό κίνδυνο. Στην περίπτωση του χαρτοφυλακίου πιστοδοτήσεων το συνολικό ποσό ταυτίζεται με την ονομαστική αξία των πιστοδοτήσεων. Η μέτρηση περιπλέκεται στις περιπτώσεις των εκτός Ισολογισμού στοιχείων όπου η συνήθης τακτική συνίσταται στον υπολογισμό του πιστωτικού ισοδύναμου.

Ο κίνδυνος ανάκτησης σε περίπτωση πτώχευσης αναφέρεται στο ποσοστό ικανοποίησης της τράπεζας από το συνολικό ποσό που είναι εκτεθειμένο σε κίνδυνο σε περίπτωση πτώχευσης

του πιστούχου. Το ποσοστό αυτό είναι συνάρτηση της αξίας των εξασφαλίσεων της τράπεζας καθώς και της σειράς ικανοποίησης της. Στην περίπτωση των εμπραγμάτων εξασφαλίσεων, ο κίνδυνος εστιάζεται στη διακύμανση της αξίας τους, ενώ στην περίπτωση αντεγγυήσεων, ο κίνδυνος μεταφέρεται από τον πιστούχο στον εγγυητή. Επίσης υπάρχει και ο νομικός κίνδυνος που σχετίζεται με την νομική κατοχύρωση της τράπεζας κατά την ρευστοποίηση των εξασφαλίσεων.

Ο κίνδυνος περιθωρίων αναφέρεται στην πιθανότητα μείωσης της αξίας μίας πιστοδότησης ως αποτέλεσμα της αύξησης των πιστωτικών περιθωρίων και της τιμολόγησης της σε τιμές αγοράς. Ο κίνδυνος αυτός προσιδιάζει περισσότερο σε περιπτώσεις που έχει αναπτυχθεί ενεργός δευτερογενή αγορά, υπάρχει συνεχής καθορισμός τιμών και έχει θεσπισθεί η αποτίμηση σε τιμές αγοράς. Αντίθετα, δεν έχει εφαρμογή σε περίπτωση που οι πιστοδοτήσεις τιμολογούνται σε *accrual basis*.

2. Παραδοσιακές προσεγγίσεις στη μέτρηση πιστωτικού κινδύνου

Οι παραδοσιακές μέθοδοι προσπαθούν να υπολογίσουν την πιθανότητα πτώχευσης (*pd*), παρά τις πιθανές απώλειες σε περίπτωση πτώχευσης (*LGD*). Οι τρεις ευρείες κατηγορίες παραδοσιακών προτύπων που χρησιμοποιούνται για να υπολογίσουν την πιθανότητα πτώχευσης είναι:

- (1) Έμπειρα συστήματα, συμπεριλαμβανομένων των τεχνητών νευρικών δικτύων (Expert Systems)
- (2) Συστήματα εκτίμησης (Rating Systems)
- (3) Μοντέλα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου (Credit Scoring Systems)

2.1 Έμπειρα συστήματα

Ιστορικά, οι τραπεζίτες έχουν στηριχθεί στα έμπειρα συστήματα για να αξιολογήσουν την πιστωτική ποιότητα. Αυτοί είναι βασισμένοι στον χαρακτήρα (φήμη), κεφάλαιο (δύναμη), ικανότητα (διακύμανση αποδοχών), εξασφαλίσεις και σε μακροοικονομικούς παράγοντες. Η αξιολόγηση αυτών των μεταβλητών διενεργείται από ειδικούς, οι οποίοι μπορούν να είναι ασυμβίβαστοι και υποκειμενικοί στις αξιολογήσεις τους.

Τα τεχνητά νευρικά δίκτυα έχουν εισαχθεί για να αξιολογήσουν τα έμπειρα συστήματα πιο αντικειμενικά και με συνέπεια. Το νευρικό δίκτυο "μαθαίνει" χρησιμοποιώντας την ιστορική εμπειρία επιστροφής και στοιχεία πτώχευσεων. Βρίσκονται οι δομικές αντιστοιχίες που συμπίπτουν με τις πτωχευμένες εταιρίες και έπειτα χρησιμοποιούνται στο καθορισμό ενός σχεδίου στάθμισης της πιθανότητας πτώχευσης.. Κάθε φορά που το δίκτυο αξιολογεί τον πιστωτικό κίνδυνο ενός νέου δανείου, αναθαμίζει το σχέδιο στάθμισής του έτσι ώστε συνεχώς να "μαθαίνει" . Κατά συνέπεια, τα νευρικά δίκτυα είναι εύκαμπτα, προσαρμοσίμα συστήματα που μπορούν να ενσωματώσουν τους μεταβαλλόμενους όρους στη διαδικασία λήψης απόφασης.

Εμπειρικές δοκιμές της ακρίβειας των νευρικών δικτύων εξάγουν μη ξεκάθαρα αποτελέσματα.. Οι Kim & Scott ¹ (1991) χρησιμοποιούν ένα εποπτευμένο τεχνητό νευρικό δίκτυο για να προβλέψετε την πτώχευση σε ένα δείγμα 190 Εταιριών. Ενώ το σύστημα αποδίδει καλά (ποσοστό πρόβλεψης 87%) κατά τη διάρκεια του έτους πτώχευσης, τα ποσοστά ακρίβειάς του μειώνονται σημαντικά σταδιακά, παρουσιάζοντας μόνο 75%, 59%, και 47% ακρίβεια πρόβλεψης ένα, δύο και τρία έτη πριν από το έτος πτώχευσης αντίστοιχα.

Οι Altman Varetto και Marco (1994) εξετάζουν 1.000 ιταλικές βιομηχανικές εταιρίες από το 1982-1992 και διαπιστώνουν ότι τα νευρικά δίκτυα έχουν το σχεδόν ίδιο επίπεδο ακρίβειας με τα Credit Scoring Models²

Ο Podding (1994), χρησιμοποιώντας στοιχεία 300 γαλλικών εταιριών για πάνω από τρία έτη, υποστηρίζει ότι τα νευρικά δίκτυα ξεπερνούν σε προβλεπτική ικανότητα τα υποδείγματα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου.³

Εντούτοις, βρίσκει ότι δεν είναι ίσα όλα τα τεχνητά νευρικά συστήματα, σημειώνοντας ότι τα πολυστρωματικά είναι καταλληλότερα για την πρόβλεψη πτώχευσης.

Οι Yang et το Al (1999) ⁴χρησιμοποιούν ένα δείγμα από το χρέος επιχείρησης πετρελαίου και φυσικού αερίου για να δείξει ότι το πολυστρωματικό νευρικό δίκτυο διάδοσης έλαβε

¹ Kim, K.S., Scott, J.R., 1991, Prediction of corporate failure: An artificial neural network approach. Southwest Missouri State University, Working Paper, September.

² Altman, E., Marco, G., Varetto, F., 1994, Corporate distress diagnosis: Comparison using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). Journal of Banking and Finance 18, 505-529.

³ Podding, T., 1994, Bankruptcy prediction: A comparison with discriminant analysis, in: Refenes, A.P. (Ed.), Neural Networks in Capital Markets. John Wiley & Sons, Ltd., New York.

υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης συνολικά, συγκρινόμενο με το πιθανολογικό νευρικό δίκτυο και την διακριτή ανάλυση. Εντούτοις, η διακριτή ανάλυση ξεπερνά όλα τα μοντέλα νευρικού δικτύου στην ελαχιστοποίηση του type 2 error, δηλαδή καταχωρώντας λανθασμένα ένα καλό δάνειο ως κακό. Allen (2002).⁵

Κατά τη διάρκεια "της κατάρτισης" τα νευρικά δίκτυα σταθμίζουν κάθε οικονομική μεταβλητή που συμπεριλαμβάνεται σε μια βάση δεδομένων αποτελούμενη από την ιστορική εμπειρία πληρωμής υποχρεώσεων/πτώχευσης. Εντούτοις, το δίκτυο μπορεί να είναι "overfit" σε μια ιδιαίτερη βάση δεδομένων εάν υπάρχει υπερφόρτωση στοιχείων με συνέπεια τις φτωχές εκτιμήσεις. Επιπλέον, τα νευρικά δίκτυα είναι δαπανηρά στην εφαρμογή και διατήρηση. Λόγω του μεγάλου αριθμού πιθανών συνδέσεων, τα νευρικά δίκτυα μπορεί να γίνουν απαγορευτικά μεγάλα παρά γρήγορα. Τέλος, τα νευρικά δίκτυα πάσχουν από έλλειψη διαφάνειας. Δεδομένου ότι υπάρχει καμία οικονομική ερμηνεία συνδεδεμένη με τα κρυμμένα ενδιάμεσα βήματα, το σύστημα δεν μπορεί να ελεγχθεί για την ευλογοφάνεια και την ακρίβεια. Τα δομικά λάθη δεν θα ανιχνευθούν έως ότου οι εκτιμήσεις καταφανούν ανακριβείς. Παρακάτω αναλύεται ένα από τα γνωστότερα υποδείγματα, δημιουργία Ελλήνων επιστημόνων.

2.1α FINEVA - ΈΝΑ ΕΜΠΕΙΡΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ

Η πλήρης μεθοδολογία για την απόκτηση γνώσης στον τομέα της οικονομικής ανάλυσης είναι εφαρμοσμένη σε ένα σύστημα γνωστό και ως FINEVA (FINancial EVALuation) (Matsatsinis, Doumpous & Zopounidis 1997).⁶

Το σύστημα FINEVA είναι ένα πολυκριτήριο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων για την αξιολόγηση της εταιρικής απόδοσης και βιωσιμότητας. Το σύστημα έχει αναπτυχθεί

⁴ Yang, Z.R., Platt, M.B., Platt, H.D., 1999, Probabilistic neural networks in bankruptcy prediction. *Journal of Business Research* 67-74.

⁵ Allen, L., 2002, Credit Risk Modelling of Middle Market presented at the Wharton conference on Credit Risk Modeling and Decisioning, May 29-30, 2002..

⁶ Matsatsinis, N.F., Doumpous, M., & Zopounidis, C., (1997). Knowledge Acquisition and Representation for Expert Systems in the Field of Financial Analysis. *Expert Systems with Applications*, 12(2), 247-262.

χρησιμοποιώντας το M4 expert system , από τους Ν. Ματσατσίνη, Μ. Δούμπο και Γ. Ζοπουνίδης καθηγητές του Πανεπιστημίου της Κρήτης.

Η οικονομική ανάλυση των εταιριών περιλαμβάνει τον προσδιορισμό των δυνατών και αδύνατων σημείων των εταιριών, κυρίως μέσα διαδικασιών βασισμένων στην κρίση σχετικά με την ποιοτικές αξιολόγηση και την ερμηνεία των οικονομικών δεικτών.

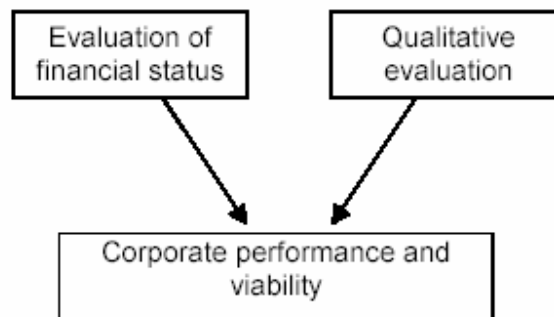
Η τεχνολογία των εμπειρων συστημάτων (ES-s) ταιριάζει καλά σε αυτά τα είδη στόχων. Ο συμβολικός συλλογισμός του ES-s τους επιτρέπει όχι μόνο να εξάγουν συμπεράσματα, μέσω μιας διαδικασίας παρόμοιας με αυτήν που χρησιμοποιείται από τους εμπειρογνώμονες, αλλά και για να παρέχει εξηγήσεις σχετικά με τις εκτιμήσεις τους.

Στην ανάπτυξη του FINEVA, έχει χρησιμοποιηθεί η εμπειρία από τη διεθνή βιβλιογραφία ενώ περαιτέρω γνώση απόκτηση έχει αποκτηθεί μέσω μιας σειράς συνεντεύξεων με οικονομικούς εμπειρογνώμονες μιας Ελληνικής τράπεζας.

Πίνακες απόφασης έχουν χρησιμοποιηθεί για να αποσπάσουν τη γνώση από τους εμπειρογνώμονες με τον αποδοτικότερο τρόπο, ενώ ένα δέντρο αποφάσεων παρέχει μια γραφική αναπαράσταση της επίκτητης γνώσης. Η αναπαράσταση μέσω των κανόνων παραγωγής χρησιμοποιείται στην εφαρμογή των επίκτητων ερεθισμάτων σε μια βάση γνώσεων.

Τα αποτελέσματα του FINEVA είναι μια συγκεκριμένη ταξινόμηση των εξεταζόμενων εταιριών που εξετάζονται, σύμφωνα με μια κατηγορία κινδύνου.

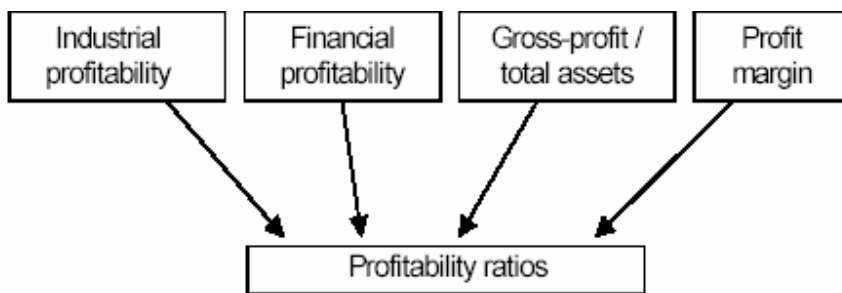
Η αξιολόγηση της εταιρικών απόδοσης και βιωσιμότητας επιτυγχάνεται μέσω του συνδυασμού της αξιολόγησης της οικονομικής θέσης και την ποιοτική αξιολόγηση της εταιρίας, σχήμα 1 ενώ για τα δύο βασικά συστατικά οι εμπειρογνώμονες πρότειναν ίση στάθμιση.



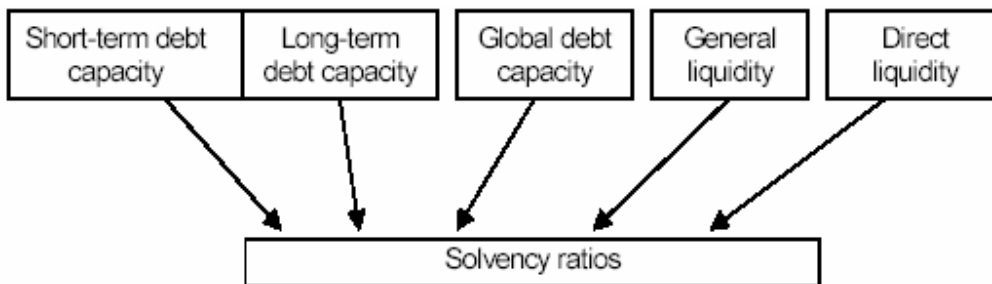
Σχήμα 1. Η αξιολόγηση της εταιρικών απόδοσης και βιωσιμότητας της FINEVA

Οι οικονομικές δείκτες ταξινομήθηκαν σε τρεις σημαντικές ομάδες – δείκτες αποδοτικότητας, φερεγγυότητας, και απόδοσης του management. Η αποδοτικότητα αξιολογείται μέσω της εξέτασης της αποδοτικότητας των α)συνολικών στοιχείων του ενεργητικού (βιομηχανική αποδοτικότητα) των μετοχών (οικονομική αποδοτικότητα), τον δείκτη ακαθάριστου κέρδους προς το σύνολο του ενεργητικού και το περιθώριο κέρδους, σχήμα 2. Η αξιολόγηση της φερεγγυότητας ολοκληρώνεται με την ανάλυση της δανειακής επιβάρυνσης (βραχυπρόθεσμο, μακροπρόθεσμο και συνολικό δανεισμό) και της ρευστότητα της εταιρίας (άμεση και γενική ρευστότητα), σχήμα 3.

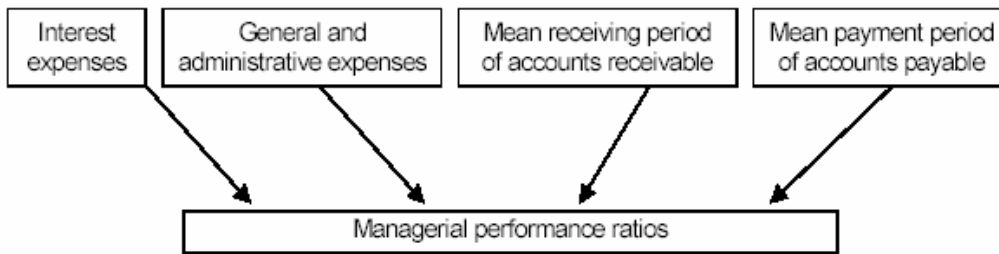
Οι δαπάνες (χρεωστικοί τόκοι, γενικά και διοικητικά έξοδα) και η μέση περίοδος μεταξύ της είσπραξης των απαιτήσεων και της πληρωμής των υποχρεώσεων συνδυάζονται για να αξιολογήσουν τη διευθυντική απόδοση μιας εταιρίας, σχήμα 4.



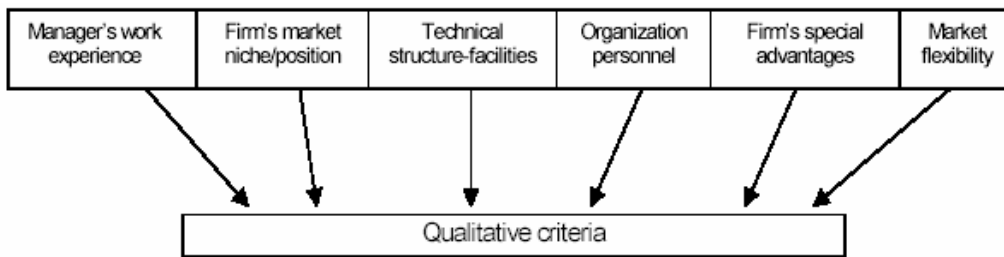
Σχήμα 2. Οι δείκτες αποδοτικότητας



Σχήμα 3. Οι δείκτες φερεγγυότητας



Σχήμα 4. Οι δείκτες απόδοσης του management



Σχήμα 5. Τα ποιοτικά κριτήρια της FINEVA

Τα ποιοτικά κριτήρια για την ποιοτική αξιολόγηση της εταιρίας είναι: επαγγελματική εμπειρία διευθυντή, η θέση της εταιρίας στην αγορά, οι τεχνικές δυνατότητες, οργάνωση του προσωπικού, ειδικά ανταγωνιστικά πλεονεκτήματα της εταιρίας, και η ευελιξία της αγοράς. σχήμα 5.

Καθένα από αυτά τα κριτήρια έχει διαμορφωθεί χρησιμοποιώντας μια κλίμακα 5 σημείων: κατάσταση μη ικανοποιητική, μέση, ικανοποιητική, πολύ ικανοποιητική και τέλεια. Τα σχήματα 6 και 7 παρουσιάζουν μερικά παραδείγματα για το πώς οι ανωτέρω οικονομικοί δείκτες και τα ποιοτικά κριτήρια παρουσιάζονται στο FINEVA.

<p>Industrial profitability A1:</p> <p>A1 < 10% not satisfactory 10% < A1 <= 20% medium 20% < A1 <= 30% satisfactory A1 > 30% very satisfactory</p>	<p>Financial profitability A2:</p> <p>A2 <= 17.5% not satisfactory 17.5% < A2 <= 20% medium 20% < A2 <= 23% satisfactory 23% < A2 very satisfactory</p>
<p>Gross profit/Total assets A3:</p> <p>A3 <= 0% not satisfactory 0% < A3 <= 50% medium 50% < A3 <= 75% satisfactory A3 > 75% very satisfactory</p>	<p>Profit margin A4:</p> <p>A4 <= 0% not satisfactory 0% < A4 <= 50% medium 50% < A4 <= 100% satisfactory A4 > 100% very satisfactory</p>
<p>Short-term debt capacity B1:</p> <p>B1 < 25% not satisfactory 25% < B1 <= 50% medium 50% < B1 <= 75% satisfactory 75% < B1 <= 100% very satisfactory</p>	<p>Global debt capacity B2:</p> <p>B2 > 80 % not satisfactory 60% < B2 <= 80% medium 40% < B2 <= 60% satisfactory B2 <= 40% very satisfactory</p>
<p>Long-term debt capacity B3:</p> <p>B3 <= 0.5 satisfactory B3 > 0.5 not satisfactory</p>	<p>General liquidity B4:</p> <p>B4 >= 2 satisfactory B4 < 2 not satisfactory</p>
<p>Direct liquidity B5:</p> <p>B5 <= 1 not satisfactory 1 < B5 < 1.5 satisfactory B5 >= 1.5 very satisfactory</p>	<p>Financial expenses C1:</p> <p>C1 > 5% not satisfactory 3% < C1 <= 5% medium 2% < C1 <= 3% satisfactory C1 <= 2% very satisfactory</p>
<p>General and administrative expenses C2:</p> <p>C2 > 8% not satisfactory 6% < C2 <= 8% medium 4% < C2 <= 6% satisfactory 2% < C2 <= 4% very satisfactory C2 <= 2% perfect</p>	<p>Received period of accounts receivable</p> <p>C3 > C4 not satisfactory C3 <= C4 satisfactory</p>
<p>Circulation of inventories C5:</p> <p>C5 increasing not satisfactory C5 reducing or stable satisfactory</p>	<p>Circulation of customers and notes receivable</p> <p>C6 <= C7 satisfactory C6 > C7 not satisfactory</p>

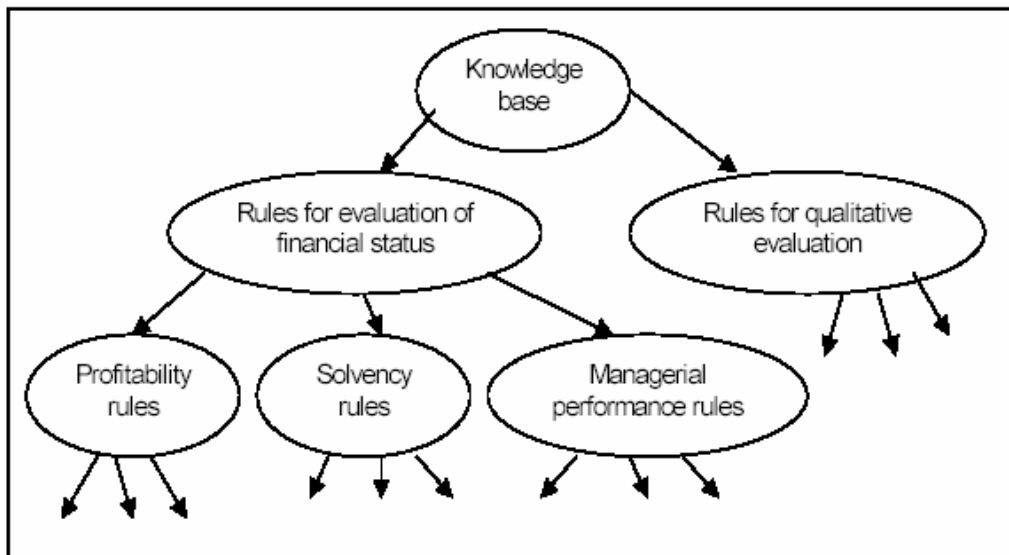
Σχήμα 6. Κατασκευή Μοντέλων οικονομικών δεικτών σε FINEVA

Managers' work experience:	
Negative experience	Not satisfactory
No experience	Medium
Positive experience up to 5 years	Satisfactory
Positive experience 5-10 years	Very satisfactory
Positive experience more than 10 years	Perfect
Firms' market niche/position:	
Strong competition, firm's weak position	Not satisfactory
Strong competition, established and competitive firm	Medium
Moderate competition, firm's strong position	Satisfactory
Weak competition, firm's leadership position	Very satisfactory
Single position, monopoly	Perfect
Technical structure-facilities:	
Old and inappropriate equipment, outdated production methods	Not satisfactory
Moderate technical structure, non-competitive production cost	Medium
Relatively modernized equipment	Satisfactory
Sound technical structure, full modernization scheme under way	Very satisfactory
Excellent structure, modern production methods	Perfect
Organization personnel:	
Lack of organization/staff hiring policy	Not satisfactory
Moderate organization/staff hiring policy	Medium
Moderate organization/staff hiring policy, willingness to improve	Satisfactory
Good organization/staff hiring policy	Very satisfactory
Excellent organization/staff hiring policy	Perfect
Firm's special competitive advantages:	
The firm does not possess expertise for its production methods	Not satisfactory
The firm possesses a small amount of expertise for its production methods	Medium
The firm possesses a satisfactory level of expertise for its production methods	Satisfactory
The firm possesses an exclusive expertise for its production methods	Very satisfactory
Market flexibility:	
The firm does not follow market trends, produces low-demand products	Not satisfactory
The firm has a limited flexibility	Medium
The firm has a satisfactory flexibility	Satisfactory
The firm follows market trends	Very satisfactory
The firm is a leader in its production branch activity	Perfect

Σχήμα 7. Modelling των ποιοτικών κριτηρίων σε FINEVA

Η επίκτητη γνώση παρουσιάζεται στη βάση γνώσεων μέσω των κανόνων παραγωγής. Η γνώση του FINEVA αντιπροσωπεύεται σε ένα σύνολο **1693** κανόνων, που αντιπροσωπεύουν πάνω από **13.000** πιθανούς συνδυασμούς των κριτηρίων αξιολόγησης. Βασικά, υπάρχουν δύο σημαντικά σύνολα κανόνων: το 1^ο αφορά την αξιολόγηση των εταιριών βάση των οικονομικών τους δεικτών, ενώ το 2^ο περιλαμβάνει την ποιοτική

αξιολόγηση μιας εταιρίας μέσω της εξέτασης των στρατηγικών μεταβλητών. Το πρώτο από αυτά τα σύνολα διαιρείται σε τρία υποσύνολα κανόνων παραγωγής συμπεριλαμβανομένου ενός συνόλου κανόνων αποδοτικότητας, ένα σύνολο κανόνων φερεγγυότητας (συμπεριλαμβανομένων των κανόνων ρευστότητας), και ένα σύνολο κανόνων απόδοσης των στελεχών. Κάθε ένα από αυτά τα υποσύνολα διαιρείται περαιτέρω σε μικρότερα και πιο συγκεκριμένα υποσύνολα κανόνων παραγωγής, σχήμα 8.



Σχήμα 8. Βάση γνώσεων σε FINEVA

Δύο συγκεκριμένα παραδείγματα των κανόνων FINEVA παρουσιάζονται στο σχήμα 9:

IF Direct-liquidity = satisfactory AND General-liquidity = not-satisfactory THEN liquidity = medium	IF Financial-status = very-satisfactory AND Qualitative-evaluation = satisfactory OR Qualitative-evaluation = very-satisfactory OR Qualitative-evaluation = perfect THEN Expert-system-evaluation = very-satisfactory
--	--

Σχήμα 9: Μερικοί κανόνες από τη βάση γνώσεων FINEVA

Μαζί με τους κανόνες παραγωγής, μερικοί μετά-κανόνες ήταν επίσης απαραίτητοι για να αντιπροσωπεύσουν τα ερεθίσματα που οι εμπειρογνώμονες χρησιμοποιούν σε διάφορες πρακτικές περιπτώσεις κατά την αξιολόγηση της απόδοσης μιας εταιρίας, καθώς επίσης και για να μειώσουν το χρόνο που απαιτείται μέχρι την τελική εκτίμηση. Οι μετά-κανόνες δεν

παρέχουν την απαιτούμενη εκτίμηση για την εξαγωγή συμπεράσματος, αλλά ελέγχουν και οδηγούν την διαδικασία συμπεράσματος σε συγκεκριμένα σύνολα κανόνων παραγωγής ή ακόμα και στην τροποποίηση τους.

Παραδείγματος χάριν, σε περιπτώσεις όπου η επαγγελματική εμπειρία των διευθυντών είναι «μη ικανοποιητική» (αρνητική επαγγελματική εμπειρία) ο εμπειρογνώμονας υποθέτει ότι η οργάνωση της εταιρίας δεν μπορεί να είναι τέλεια. Αυτός ο μετά-κανόνας ελέγχει αρχικά την πραγματική προβλεπτική ικανότητα των κριτηρίων, αποκλείοντας την αξία `τέλεια",(σχήμα 10):

<pre>IF kbentry (L:legalvals(organization)=[not-satisfactory, medium, satisfactory, very-satisfactory, perfect, unknown]) AND work-exp = not-satisfactory AND do(add L:legalvals(organization)=[not- satisfactory, medium, satisfactory, very- satisfactory, unknown]) THEN set legalvals(organization).</pre>
--

Σχήμα 10: Ένα παράδειγμα ενός μετά-κανόνα σε FINEVA

Σε περίπτωση που η αξία ενός κριτηρίου είναι άγνωστη, οι περιορισμένες πληροφορίες αγνοούνται από το σύστημα, κατευθύνοντας την διαδικασία συμπερασμάτων στο αντίστοιχο σύνολο κανόνων που δεν εξετάζουν τις άγνωστες πληροφορίες. Η ακρίβεια των συμπερασμάτων εξαρτάται από το μέγεθος των διαθέσιμων στοιχείων:

Whencached (οι οικονομικός-δαπάνες **is** άγνωστες **or** οι γενικές -και-διοικητικές -δαπάνες **is** άγνωστες) = rule - 1630.

Η Μηχανή εξαγωγής αποτελεσμάτων του FINEVA που οδηγεί στα συμπεράσματα για την απόδοση των εξετασμένων επιχειρήσεων υιοθετεί από κοινού και την forward και την backward αλυσιδωτή μέθοδο. Η forward μέθοδος χρησιμοποιείται για να καθοδηγήσει την διαδικασία εξαγωγής συμπερασμάτων σε ένα σύνολο κανόνων (meta-reasoning), και η backward μέθοδος εφαρμόζεται μέσα σε αυτό το σύνολο για την εξαγωγή αποτελέσματος. Αυτή η στρατηγική απεικονίζει πολύ την ανθρώπινη-ειδική λογική στην λήψη αποφάσεων.

Συμπερασματικά, πρόκειται για ένα πολυκριτήριο ευφυές σύστημα υποστήριξης αποφάσεων, το οποίο συνδυάζει ένα έμπειρο σύστημα, με μία πολυμεταβλητή στατιστική μέθοδο, την ανάλυση σε κύριες συνιστώσες και μία πολυκριτήρια μέθοδο (UTA) με σκοπό την εκτίμηση της επίδοσης και της βιωσιμότητας της επιχείρησης. Το έμπειρο σύστημα αναπαριστά την

μεθοδολογία που χρησιμοποιείται από τους ειδικούς στον τομέα της χρηματοοικονομικής ανάλυσης, προσφέροντας έτσι μία 1^η εκτίμηση των επιδόσεων των επιχειρήσεων. Η ανάλυση σε κύριες συνιστώσες μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τον αποφασίζοντα ώστε να επιλεγούν οι πιο σημαντικοί χρηματοοικ. Δείκτες, και να καθοριστούν τα βασικά χαρακτηριστικά και η συμπεριφορά των επιχειρήσεων. Η πολυκριτήρια αυτή μέθοδος κατατάσσει τις επιχειρήσεις από τις πιο δυναμικές έως τις πιο χρεοκοπημένες ή τις ταξινομεί σε κατηγορίες κινδύνου, δείχνοντας το ανταγωνιστικό επίπεδο των επιχειρήσεων. Παράλληλα, δίνει την σχετική σημασία του κάθε κριτηρίου στην κατάταξη των επιχειρήσεων, γεγονός που εκφράζει τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα ως προς τα κριτήρια εκτίμησης των επιχειρήσεων. Η ολοκλήρωση και η πλήρης αλληλεπίδραση αυτών των 3 μερών, είναι το βασικό χαρακτηριστικό και το κύριο πλεονέκτημα του συστήματος FINEVA σε σχέση με άλλα έμπειρα συστήματα.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό του είναι η δυνατότητα ταυτόχρονης διαχείρισης χρηματοοικονομικών και ποιοτικών πληροφοριών. Οι ποιοτικές πληροφορίες προσφέρουν μία πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση των επιχειρήσεων με την χρησιμοποίηση ποιοτικών κριτηρίων (ποιότητα μανάτζμεντ, αγορά, ανταγωνιστική θέση επιχείρησης, ποιότητα προϊόντων κ.τ.λ.).

Τέλος το σύστημα FINEVA μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την απλή περιγραφή των χαρακτηριστικών μίας επιχείρησης, για την κατάταξη των επιχειρήσεων από τις πιο δυναμικές μέχρι τις πιο επικίνδυνες και χρεοκοπημένες, αλλά και για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων σε κατηγορίες κινδύνου.

2.2 ΜΙΑ ΠΟΛΥΚΡΙΤΗΡΙΑ ΔΙΑΚΡΙΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΟΥ ΟΙΚ. ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ – Μ. Η. DIS.

Ο κύριος σκοπός αυτού του εγγράφου είναι να εξετάσει την δυνατότητα και την εφαρμοστικότητα μιας νέας μεθόδου διάκρισης στην πρόβλεψη του χρηματοοικ. κινδύνου, βασισμένη στο μεθοδολογικό πλαίσιο των πολύ-κριτηρίων λήψης αποφάσεων. Η μέθοδος Μ.Η.ΔΙΣ που προτείνεται (multi-Group Hierarchical Discrimination) , Ζορουνιδίς και Δουμπρός [2000] υιοθετεί μια ιεραρχική διαδικασία διάκρισης για να καθορίσει την κατηγορία στην οποία ανήκουν οι εξεταζόμενες εταιρείες. Η μέθοδος οδηγεί στην ανάπτυξη ενός συνόλου πρόσθετων συναρτήσεων χρησιμότητας, οι οποίες χρησιμοποιούνται στην

ταξινόμηση κάθε εταιρίας σε μια συγκεκριμένη ομάδα. Η μέθοδος συγκρίνεται με τη διακριτή ανάλυση και την ανάλυση Logit χρησιμοποιώντας δείγμα ελληνικών βιομηχανικών εταιριών.

Το συγκεκριμένο μοντέλο χρησιμοποιεί ένα πιο πρόσφατο δείγμα των εταιριών από άλλα αντίστοιχα ελληνικά άρθρα. Επιπλέον, η ανάπτυξη του προβλεπτικού μοντέλου δεν είναι βασισμένο απλώς στη στατιστική ανάλυση σχετικά με την σημασία των οικονομικών δεικτών αλλά συμμετέχει και ο ανθρώπινος παράγοντας και συγκεκριμένα υφίσταται συνεργασία με έναν πεπειραμένο ειδικό αναλυτή πιστοδοτήσεων μίας μεγάλης ελληνικής εμπορικής Τράπεζας. Αυτό επιτρέπει την ανάπτυξη ενός μοντέλου πρόβλεψης που δεν είναι αποκλειστικά βασισμένο στις στατιστικές ιδιότητες του δείγματος, αλλά επιπλέον, εξετάζει την πολιτική λήψης αποφάσεων ενός πραγματικού αναλυτή. Αυτό είναι ένα σημαντικό ζήτημα, λαμβάνοντας υπόψη ότι οι τελικοί χρήστες των μοντέλων πρόβλεψης είναι οι αναλυτές. Έτσι, οποιοδήποτε αναπτυσσόμενο μοντέλο πρόβλεψης κινδύνου πρέπει να συμφωνεί με τις διαδικασίες και την πολιτική που χρησιμοποιείται από τους χρημ/κούς αναλυτές των οποίων η κρίση για τη σημασία των οικονομικών δεικτών δεν αντικαθίσταται με τα διάφορα στατιστικά μέτρα.

Η ανάπτυξη του μοντέλου οργανώνεται ως εξής. Η παράγραφος II περιγράφει τα βασικά χαρακτηριστικά και γνωρίσματα, την μαθηματική διατύπωση, και λειτουργία της μεθόδου M.H.DIS. Η παράγραφος III αναφέρει τα στοιχεία που χρησιμοποιούνται για την εφαρμογή μαζί με μερικά προκαταρκτικά συμπεράσματα. Η παράγραφος IV παρουσιάζει τα αποτελέσματα που επιτυγχάνονται από την εφαρμογή της μεθόδου M.H.DIS, ενώ στην παράγραφο V αυτά τα αποτελέσματα συγκρίνονται με τη διακριτή και logit ανάλυση. Τέλος, η παράγραφος VI ολοκληρώνει το άρθρο, συνοψίζοντας τα ευρήματα της έρευνας και προτείνει μελλοντικές κατευθύνσεις αναζητήσεων.

II. The Multi-Group Hierarchical Discrimination Method

A. Μαθηματική Διατύπωση

Έστω $A=(a_1, a_2, \dots, a_N)$ ένα σύνολο N εταιριών που εκτιμώνται *cribed* (evaluated) μέσα από ένα σύνολο m ιδιοτήτων $X=(x_1, x_2, \dots, x_m)$. Ο σκοπός είναι η κατηγοριοποίηση των εταιριών σε q διαταγμένες κατηγορίες $C_1 > C_2 \dots > C_q$ (C_1 είναι προτιμότερη από C_2 , C_2 είναι προτιμότερη από την C_3 , κτλ). Στην πρόβλεψη της χρηματοικ. Δυστοκίας, συνήθως δύο

είναι οι κατηγορίες εταιριών που εξετάζονται, ήτοι οι υγιείς και οι προβληματικές. Οι υγιείς εταιρίες αποτελούν την κατηγορία $C1$ (στην επόμενη συζήτηση αυτή η κατηγορία συμβολίζεται ως H - healthy), ενώ οι οικονομικά προβληματικές εταιρίες αποτελούν την κατηγορία $C2$ (θα την συμβολίζουμε παρακάτω ως D - Distressed). Δεδομένου ότι οι υγιείς εταιρίες είναι σε καλύτερη θέση από τις προβληματικές, η κατηγορία H είναι προτιμότερη από την κατηγορία D (δηλαδή $H > D$). Η επόμενη παρουσίαση της μεθόδου M.H.DIS θα εστιάσει σε αυτήν την περίπτωση των δύο ομάδων.

Στη διάκριση μεταξύ των δύο κατηγοριών εταιριών, υποθέτουμε ότι οι προτιμήσεις εκείνων που αποφασίζουν είναι μονοτονικές συναρτήσεις στην κλίμακα των ιδιοτήτων. Αυτή η υπόθεση υπονοεί ότι όσο η αξιολόγηση της εταιρείας σε μια ιδιότητα X_i , που συσχετίζεται αρνητικά με τον οικονομικό κίνδυνο, αυξάνει, τόσο η απόφαση σχετικά με την ταξινόμηση αυτής της εταιρείας στην κατηγορία υγιών εταιριών ενισχύεται. Παραδείγματος χάριν, δεδομένου ότι η αποδοτικότητα μιας εταιρείας αυξάνεται, ένας αναλυτής θα τείνει να ταξινομήσει με μεγαλύτερες πιθανότητες στις υγιείς, παρά στις προβληματικές. Παρόμοια επίπτωση έχουν όλες οι ιδιότητες X_i που είναι θετικά συσχετιζόμενες με τον οικονομικό κίνδυνο.

Η απόφαση σχετικά με την ταξινόμηση των εταιριών βασίζεται στην ανάπτυξη 2 πρόσθετων συναρτήσεων χρησιμότητας που χαρακτηρίζουν τις υγιείς και τις προβληματικές εταιρίες, αντίστοιχα. Η μορφή αυτών των συναρτήσεων χρησιμότητας είναι οι ακόλουθες: 2

$$U^H(X) = \sum_{i=1}^m h_i u_i^H(x_i) \text{ and } U^D(X) = \sum_{i=1}^m d_i u_i^D(x_i),$$

όπου $U_i^H(x_i)$ και $U_i^D(x_i)$ είναι οι οριακές συναρτήσεις χρησιμότητας του διανύσματος ιδιοτήτων που αφορά την έκβαση σε υγιή και προβληματική εταιρείας, με τιμές στο διάστημα μεταξύ 0 και 1, και $U^H(X)$, $U^D(X)$ είναι οι συνολικές χρησιμότητες (αντίστοιχα με τα score της διακρ. Ανάλυσης) εκφρασμένα ως σταθμισμένοι μέσοι των οριακών χρησιμότητων, $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, με το άθροισμα των σταθμών h_i και d_i να ισούνται με την μονάδα, δηλ. $\sum h_i = 1$ και $\sum d_i = 1$. Αν η συνολική χρησιμότητα μίας εταιρείας σύμφωνα με την συνάρτηση χρησιμότητας $U^H(X)$ είναι μεγαλύτερη από την αντίστοιχη της $U^D(X)$ τότε η εταιρεία θεωρείται υγιείς και το αντίστροφο. Μετά από την ολοκλήρωση της ανάπτυξης, αυτός που λαμβάνει

αποφάσεις ,μπορεί να ερευνησει τις πιθανές τροποποιήσεις των κανόνων ταξινόμησης που παρέχουν τις καλύτερες προβλέψεις.

Η εκτίμηση των πρόσθετων συναρτήσεων χρησιμότητας στην M.H.DIS ολοκληρώνεται μέσω μαθηματικών τεχνικών προγραμματισμού. Πιο συγκεκριμένα, δύο γραμμικά προγράμματα και ένα mixed – integer πρόγραμμα λύνονται προκειμένου να υπολογιστούν οι 2 βέλτιστες συναρτήσεις χρησιμότητας $U^H X$ και $U^D X$, από την άποψη και του συνολικού αριθμού των λάθος ταξινομήσεων και την "σαφήνεια" της αποκτηθείσας ταξινόμησης.

Λεπτομέρειες για την διαδικασία εκτίμησης παρουσιάζεται στο τέλος.

III. Στοιχεία και προκαταρκτικά συμπεράσματα

A. Επιλογή δείγματος

Τα στοιχεία που χρησιμοποιούνται αποτελούνται από το βασικό δείγμα και ένα σύνολο δοκιμής όπως στον Dimitras et al (1999)⁷. Το βασικό δείγμα, που αποτελείται από 80

Οι ελληνικές βιομηχανικές εταιρίες, χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη του μοντέλου πρόβλεψης , ενώ το δείγμα επαλήθευσης , που αποτελείται από 38 εταιρίες, χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της προβλεψιμότητας του μοντέλου που αναπτύσσεται.

Η διαδικασία δειγματοληψίας που υιοθετείται για την κατασκευή του βασικού δείγματος είναι η ακόλουθη.

Αρχικά, χρησιμοποιήσαμε την βάση δεδομένων της ελληνικής ιδιωτικής στατιστικής εταιρείας ICAP, επιλέγοντας τις οικονομικές καταστάσεις 40 εταιριών που αντιμετώπισαν σημαντικές οικονομικές δυσκολίες κατά τη διάρκεια της περιόδου 1986-1990.

Μεταξύ αυτών των 40 εταιριών, 6 αντιμετώπισαν οικονομική δυσκολία το 1986, 10 το 1987, 9 το 1988, 11 το 1989, και 4 το 1990. Για κάθε μία από τις εταιρείες αυτές έχουν συλλεχθεί τα οικονομικά στοιχεία 5 ετών πριν από την χρηματοοικ. Δυστοκία. Παραδείγματος χάριν, για τις εταιρίες που αντιμετώπισαν κίνδυνο πτώχευσης το 1986, τα συλλεχθέντα οικονομικά στοιχεία εκτείνονται την περίοδο 1981-1985. Συνεπώς, το βασικό δείγμα εκτείνεται στην πραγματικότητα την περίοδο 1981-1989. Για να διευκολυνθεί η παρουσίαση και συζήτηση των αποτελεσμάτων, κάθε έτος πριν από την περίοδο πιθανής πτώχευσης θα συμβολίζεται ως

⁷ Dimitras, A. I.; Slowinski, R.; Susmaga, R.; and Zopounidis, C. 1999. Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research* 114: 263-280.

year -1, year -2 κτλ. Το έτος -1 αναφέρεται στο πρώτο έτος πριν από τον οικονομικό κίνδυνο (π.χ., οι εταιρίες που αντιμετώπισαν τον οικονομικό κίνδυνο το 1986, το έτος -1 είναι το 1985) κλπ

Οι προβληματικές επιχειρήσεις που επιλέχθηκαν δραστηριοποιούνται σε 13 διαφορετικούς βιομηχανικούς κλάδους . Χαρακτηριστικά συμπεριλαμβάνονται εταιρίες τροφίμων, υφαντικές εταιρίες, χημικές εταιρίες, μεταφορικές , εταιρίες ένδυση και υπόδησης, μεταλλουργικές βιομηχανίες, κ.λπ. Οι προβληματικές εταιρείες αντιστοιχούνται με 40 υγιείς εταιρίες περίπου ίδιου μεγέθους (δηλ., παρόμοιο συνολικό ενεργητικό, αριθμό υπαλλήλων...) από τους ίδιους επιχειρησιακούς τομείς.

Το δείγμα επαλήθευσης συντάσσεται με παρόμοιο τρόπο. Περιλαμβάνει 19 εταιρίες από 9 διαφορετικούς βιομηχανικούς τομείς που αντιμετώπισαν κίνδυνο πτώχευσης κατά τη διάρκεια της περιόδου 1991-1993. Τα οικονομικά στοιχεία αυτών των εταιριών είναι μέχρι και τρία έτη πριν από τον οικονομικό κίνδυνο, κατά συνέπεια το δείγμα επαλήθευσης εκτείνεται την περίοδο 1988-1992. Οι προβληματικές εταιρίες στο δείγμα holdout αντιστοιχούνται σε μέγεθος με 19 υγιείς εταιρίες για την ίδια τριχρονή περίοδο.

Ο πίνακας 1 παρουσιάζει τις οικονομικές μεταβλητές (αναλογίες) που χρησιμοποιούνται σε αυτήν την έρευνα.

TABLE 1. List of Financial Ratios

Notation	Financial ratio
<i>NI/GP</i>	Net Income / Gross Profit
<i>GP/TA</i>	Gross Profit / Total Assets
<i>NI/TA</i>	Net Income / Total Assets
<i>CA/CL</i>	Current Assets / Current Liabilities
<i>QA/CL</i>	Quick Assets / Current Liabilities
<i>TD/TA</i>	Total Debt / Total Assets
<i>NW/NFA</i>	Net Worth / Net Fixed Assets
<i>CL/TA</i>	Current Liabilities / Total Assets

Η επιλογή αυτών των αριθμοδεικτών είναι βασισμένη στη διαθεσιμότητα των οικονομικών στοιχείων, στην σχετικότητά τους με την πρόβλεψη κινδύνου όπως αναφέρεται στην διεθνή οικονομική βιβλιογραφία, καθώς επίσης και στην εμπειρία ενός ειδικού έμπειρου αναλυτή πιστοδοτήσεων μιας μεγάλης ελληνικής εμπορικής τράπεζας.

Η ICAP χαρακτηρίζει το μεικτό κέρδος ως την διαφορά μεταξύ των πωλήσεων και το κόστος. Το καθαρό εισόδημα μετριέται προ φόρων. Το καθαρό πάγιο ρυθμίζεται ως το πάγιο ενεργητικό μετά την αφαίρεση των αποσβέσεων. Η καθαρή αξία θεωρείται ως το άθροισμα του μετοχικού κεφαλαίου και του αποθεματικού, ενώ το συνολικό χρέος είναι το άθροισμα του μακροπρόθεσμου χρέους και των βραχυπρόθεσμων στοιχείων του παθητικού (το μακροπρόθεσμο χρέος περιλαμβάνει και τις προβλέψεις για μελλοντικές δαπάνες). Το κυκλοφορούν ενεργητικό είναι το άθροισμα των αποθεμάτων, απαιτήσεων, χρεογράφων και διαθεσίμων. Τέλος, οι αριθμοί που αναφέρονται από ICAP σαν σύνολο του ενεργητικού είναι το άθροισμα της καθαρής θέσης (ή Ίδια Κεφάλαια) και των Ξένων κεφαλαίων ή ισοδύναμα, το άθροισμα των καθαρών παγίων και του κυκλοφορούντος ενεργητικού.

B. Προκαταρκτικά συμπεράσματα

Μεταξύ των εξεταζόμενων οικονομικών δεικτών, τα ΚΠΦ/μεικτό κέρδος, μεικτό κέρδος/ σύνολο ενεργητικού, και τα ΚΠΦ/ σύνολο ενεργητικού συσχετίζονται με την αποδοτικότητα των εταιριών. Οι υψηλές τιμές αυτών των δεικτών αντιστοιχούν σε κερδοφόρες εταιρίες. Κατά συνέπεια, όλοι αυτοί οι δείκτες συσχετίζονται αρνητικά με την πιθανότητα πτώχευσης. Ο ειδικός πιστωτικός αναλυτής με τον οποίο υπήρχε συνεργασία πρότεινε τον δείκτη ΚΠΦ / μεικτό κέρδος ως το σημαντικότερο μέτρο του περιθωρίου κέρδους των εταιριών. Αυτός ο δείκτης ουσιαστικά συνδυάζει το μικτό περιθώριο κέρδους (μικτό κέρδος/πωλήσεις) και το καθαρό περιθώριο κέρδους (ΚΠΦ/πωλήσεις). Οι οικονομικοί δείκτες ακαθάριστο κέρδος/σύνολο ενεργητικού και ΚΠΦ/ σύνολο ενεργητικού έχουν ήδη χρησιμοποιηθεί σε προηγούμενες μελέτες για την οικονομική πρόβλεψη του κινδύνου πτώχευσης και διεθνώς και στην Ελλάδα. (Frydman, Altman, and Kao [1985]; Gloubos and Grammaticos [1988]; Messier and Hansen [1988]; Theodossiou [1991]; Vranas [1992]; Gupta, Rao, and Bagghi [1990]). Οι οικονομικοί δείκτες γενικής και άμεσης ρευστότητας δείχνουν την ρευστότητα των εταιριών και χρησιμοποιούνται συχνά στην πρόβλεψη του πιστωτικού κινδύνου. (Altman, Hadelman, and Narayanan [1977]; Gloubos and Grammaticos [1984]; Theodossiou [1991]; Theodossiou et al. [1996]). Οι Εταιρίες που έχουν αρκετά ρευστοποιήσιμα αγαθά είναι σε πλεονεκτικότερη θέση και ικανές να αντιμετωπιστούν ευκολότερα τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις στους πιστωτές τους. Κατά συνέπεια, αυτοί οι δύο δείκτες συσχετίζονται αρνητικά με την πιθανότητα πτώχευσης. Τέλος, οι τελευταίοι 3

δείκτες (συνολικό χρέος/σύνολο ενεργητικού, καθαρή θέση/καθαρό πάγιο & βραχ. Υποχρεώσεις / ενεργητικό) συσχετίζονται με τη φερεγγυότητα (οικονομική δύναμη) των εταιριών. Αυτοί οι δείκτες έχουν χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν σε διάφορες μελέτες για την πρόβλεψη του κινδύνου. Ohlson [1980]; Zavgren [1985]; Gloubos and Grammaticos [1988]; Platt and Platt [1990]; Theodossiou [1991]; Theodossiou et al. [1996]).

Οι υψηλές τιμές σε αυτούς τους δείκτες δείχνουν μεγάλες υποχρεώσεις και σε αυτήν την περίπτωση οι εταιρείες πρέπει να «παράγουν» περισσότερο εισόδημα για να εκπληρώσουν τις υποχρεώσεις τους και να ξεπληρώσουν το χρέος τους. Συνεπώς συσχετίζονται θετικά με την πιθανότητα πτώχευσης. Ο δείκτης καθαρή θέση/καθαρά πάγια, έχει προταθεί από τον ειδικό πιστωτικό αναλυτή ως μέτρο εξέτασης του τρόπου χρηματοδότησης των επενδύσεων. Εταιρίες που κατορθώνουν να χρηματοδοτήσουν τις επενδύσεις τους με Ίδια Κεφάλαια θα χρειαστούν λιγότερη πρόσθετη πίστωση, διατηρώντας κατά συνέπεια το χρέος τους υπό έλεγχο. Κατά συνέπεια, αυτός ο δείκτης συσχετίζεται αρνητικά με την πιθανότητα πτώχευσης.

Φυσικά οι διαφορετικοί τομείς της βιομηχανίας που περιλαμβάνονται και στο βασικό δείγμα και στο δείγμα επαλήθευσης αναμένεται να έχουν διαφορετικά οικονομικά χαρακτηριστικά, παρουσιάζοντας κατά συνέπεια διαφορές στους υιοθετημένους οικον. Δείκτες. Μερικοί ερευνητές έχουν εξετάσει τα συνολικά βιομηχανικά αποτελέσματα μέσω μοντέλων πρόβλεψης με βάση τα μέσα κλαδικά μεγέθη. Εντούτοις, τα συμπεράσματα είναι αμφισβητούμενα. Οι Platt και Platt (1990)⁸ κατέληξαν ότι ένα adjusted Μοντέλο πρόβλεψης εκτελεί καλύτερα από ένα ελεύθερο, ενώ ο Theodossiou (1987) δεν βρήκε κάποια ουσιαστική διαφορά ή βελτίωση.

Επιπλέον, ο Theodossiou υποστηρίζει ότι τα προσαρμοσμένα μοντέλα σιωπηρά υποθέτουν ότι τα ποσοστά αποτυχίας για τις επιχειρήσεις είναι ομοιογενή μεταξύ των βιομηχανιών και του χρόνου, μια υπόθεση που μετά βίας ισχύει. Με βάση τα στοιχεία αυτά, καμία ρύθμιση στον τομέα της βιομηχανίας δεν γίνεται βάση των οικ. Δεικτών.

Ο πίνακας 2 παρουσιάζει τα αποτελέσματα του t -test σχετικά με τις διαφορές στους μέσους των οικονομικών δεικτών για τις υγιείς και προβληματικές επιχειρήσεις.. Η δοκιμή

⁸ Platt, H. D., and Platt, M. B. 1990. Development of a class of stable predictive variables: The case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance and Accounting* 17(1): 31-51.

εκτελείται μόνο στο βασικό δείγμα (5 έτη). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι διαφορές στους μέσους των περισσότερων δεικτών μεταξύ των δύο ομάδων εταιριών είναι στατιστικά σημαντικές στο επίπεδο του 1%. Ο οικον. Δείκτης ΚΠΦ/ μεικτό κέρδος (NI / GP) είναι στατιστικά ασήμαντος στο επίπεδο 1% καθ' όλη τη διάρκεια των πέντε ετών. Έχοντας αυτό υπόψη μας πρέπει να σημειωθεί ότι η υψηλή μέση αξία του για τις προβληματικές εταιρείες στο έτος -2 καθώς επίσης και η αρνητική μέση τιμή για τις υγιείς εταιρίες στο έτος -5 οφείλονται και τα δύο στην ύπαρξη outlier περιπτώσεων.

Ο δείκτης μεικτό κέρδος / ενεργητικό (GP / TA) είναι στατιστικά ασήμαντος στα έτη -2, -4 και -5 (στο επίπεδο 1%). Ο Theodossiou (1991) έχει βρει επίσης αυτόν τον δείκτη να είναι ασήμαντος σε ένα από τα εξεταζόμενα έτη στην μελέτη του. Άλλοι δείκτες που είναι περιστασιακά ασήμαντοι είναι η καθαρή θέση/καθαρό πάγιο (NW / NFA) και οι βραχ. Υποχρεώσεις/ ενεργητικό (CL / TA). Σύμφωνα με αυτά τα αποτελέσματα, αποφασίζεται να μην περιληφθεί στην περαιτέρω ανάλυση ο δείκτης ΚΠΦ/ εισόδημα/ακαθάριστο κέρδος ο οποίος βρίσκεται στατιστικός ασήμαντος καθ' όλη τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου.

TABLE 2. Test for the Differences in the Means of Financial Ratios for Each Group of Firms in the Basic Sample

Financial Ratios		Year-1	Year-2	Year-3	Year-4	Year-5
<i>NI/GP</i>	Healthy	.3261	.3189	.2061	.2080	-.0454
	Distressed	-1.7478	.6656	-5.5369	-4.0253	-.9718
	<i>t</i> -value	(2.18)*	(-.57)***	(1.87)**	(1.72)**	(1.25)***
<i>GP/TA</i>	Healthy	.3088	.3015	.2999	.2810	.3131
	Distressed	.1630	.1935	.1792	.1961	.2192
	<i>t</i> -value	(3.33)	(2.59)*	(2.74)	(1.89)**	(1.38)***
<i>NI/TA</i>	Healthy	.1067	.1024	.0773	.0867	.0894
	Distressed	-.1399	-.0824	-.0833	-.0432	-.0265
	<i>t</i> -value	(5.98)	(5.27)	(4.45)	(5.24)	(4.27)
<i>CA/CL</i>	Healthy	1.7519	1.7479	1.6687	1.6220	1.5701
	Distressed	.9025	.9713	.9512	1.0297	1.0754
	<i>t</i> -value	(5.46)	(5.36)	(5.21)	(4.28)	(3.22)
<i>QA/CL</i>	Healthy	1.0289	.9452	.9460	.8837	.8728
	Distressed	.5758	.6095	.5612	.6049	.5896
	<i>t</i> -value	(4.31)	(3.80)	(4.68)	(3.35)	(3.25)
<i>TD/TA</i>	Healthy	.5840	.5937	.5955	.6041	.6006
	Distressed	1.0196	.9374	.9126	.8076	.7617
	<i>t</i> -value	(-5.78)	(-5.05)	(-4.28)	(-4.12)	(-3.63)
<i>NW/NFA</i>	Healthy	2.6271	2.5764	2.6688	2.9144	2.4635
	Distressed	-.3330	1.2411	.5842	.7641	.8760
	<i>t</i> -value	(3.84)	(1.14)***	(3.07)	(2.99)	(3.00)
<i>CL/TA</i>	Healthy	.4965	.4949	.4971	.5100	.5094
	Distressed	.8521	.7774	.7595	.6696	.6126
	<i>t</i> -value	(-4.22)	(-3.61)	(-3.15)	(-2.68)	(-1.94)**

Note: Parentheses include the *t*-values for testing the null hypothesis that the means of the financial ratios in the two groups of firms are equal. * Statistically insignificant at the 1% level. ** Statistically insignificant at the 5% level. *** Statistically insignificant at the 10% level.

Εκτός από τη στατιστική σημασία των οικονομικών δεικτών, ένα άλλο θέμα σημαντικής σπουδαιότητας στην ανάπτυξη του μοντέλου προβλεψής μέσω των στατιστικών και οικονομετρικών τεχνικών, είναι η πολυσυγγραμμικότητα μεταξύ των οικονομικών δεικτών. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης συσχετισμού παρουσιάζονται στον πίνακα 3 δείχνουν ότι η πλειοψηφία των εξεταζόμενων οικονομικών δεικτών συσχετίζονται σημαντικά στο επίπεδο 5%, εκτός από τον δείκτη καθαρή θέση/καθαρά πάγια του οποίου η συσχέτιση με όλους τους άλλους δείκτες είναι περιορισμένη. Η υπάρχουσα συσχέτιση θέτει πρόβλημα πολυσυγγραμμικότητας στην εφαρμογή της διακριτής και της logit ανάλυσης, οδηγώντας σε ασταθή και δύσκολα να εξηγηθούν εκτιμήσεις. Η υψηλότερη συσχέτιση εμφανίζεται μεταξύ

της γενικής και άμεσης ρευστότητας όπως και μεταξύ των δεικτών συνολικές υποχρεώσεις / ενεργητικό βραχ. Υποχρεώσεις / ενεργητικό και βραχ. Υποχρεώσεων / ενεργητικό.

Μεταξύ αυτών των δύο ζευγαριών δεικτών, θα διατηρήσουμε στην περαιτέρω ανάλυση τον δείκτη άμεσης ρευστότητας και συνολ. Υποχρεώσεις / ενεργητικό. Η άμεση ρευστότητα δεν επηρεάζεται από την κυκλοφορία των αποθεμάτων και συνεπώς παρέχει ένα πιο αξιόπιστο μέτρο της ρευστότητας των εταιριών έναντι της γενικής ρευστότητας. Ταυτόχρονα, ο δείκτης συν. Υποχρεώσεις / ενεργητικό αποτελεί ένα σφαιρικό μέτρο του χρέους των εταιριών εξετάζοντας συγχρόνως και τα μακροπρόθεσμα και τα βραχυπρ. χρέη .

Κατά συνέπεια, προτιμάται σε σχέση με τον δείκτη βραχ. Υποχρεώσεις / ενεργητικό.

Οι επόμενες υποενότητες παρουσιάζουν λεπτομερώς τα αποτελέσματα της μεθόδου

M.H.DIS, της διακριτής ανάλυσης , και της Logit ανάλυσης στην πρόβλεψη του κινδύνου χρησιμοποιώντας τα 2 δείγματα των εταιριών που περιγράφονται ανωτέρω.

TABLE 3. Correlation Analysis

	<i>NI/GP</i>	<i>GP/TA</i>	<i>NI/TA</i>	<i>CA/CL</i>	<i>QA/CL</i>	<i>TD/TA</i>	<i>NW/NFA</i>	<i>CL/TA</i>
<i>NI/GP</i>	1							
<i>GP/TA</i>		1						
<i>NI/TA</i>			1					
<i>CA/CL</i>				1				
<i>QA/CL</i>					1			
<i>TD/TA</i>						1		
<i>NW/NFA</i>							1	
<i>CL/TA</i>								1

Note: *Statistically significant at the 5% level.

IV. Αποτελέσματα που επιτυγχάνονται μέσω της μεθόδου M.H.DIS

Τα στοιχεία του βασικού δείγματος σχετικά με το πρώτο έτος πριν την οικονομική δυσχέρεια χρησιμοποιούνται στην ανάπτυξη του μοντέλου πρόβλεψης του κινδύνου. Στην περίπτωση της μεθόδου M.H.DIS αναπτύσσονται δύο πρόσθετες συναρτήσεις χρησιμότητας, δεδομένου ότι υπάρχουν μόνο δύο ομάδες εταιριών (υγιών και προβληματικών). Η διαδικασία που οδηγεί στην ανάπτυξη αυτών των 2 συναρτήσεων χρησιμότητας είναι η ακόλουθη: Αρχικά λύνεται η συνάρτηση LP1 για τον καθορισμό ενός αρχικού ζευγαριού συναρτήσεων χρησιμότητας προκειμένου να διαπιστωθεί κατά ποσό είναι δυνατό να ταξινομηθούν σωστά όλες οι εταιρίες στο έτος -1 του βασικού δείγματος, που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη

του υποδείγματος. Σύμφωνα με τις συναρτήσεις χρησιμότητας που αναπτύσσονται, δύο εταιρίες καταχωρούνται λάθος, μία υγιής δηλαδή που ταξινομείται ως προβληματική και το αντίστροφο. Αυτή η λύση είναι η βέλτιστη από την άποψη της συνάρτησης των συνολικών λανθασμένων ταξινομήσεων EC' (βλ. Παράρτημα). Κατόπιν, αρχίζοντας από τη λύση της LP1, η MIP λύνεται για την εξέταση της δυνατότητας εύρεσης ενός εναλλακτικού ζευγαριού συναρτήσεων χρησιμότητας το οποίο θα ταξινομήσει σωστά καθεμία από τις λανθασμένα ταξινομημένες εταιρίες από την LP1. Σε αυτήν την εφαρμογή, η λύση της MIP κατέληξε ότι αυτό δεν είναι δυνατό. Κατά συνέπεια, οι συναρτήσεις χρησιμότητας που αναπτύσσονται από LP1 και η ταξινόμηση των εταιριών παραμένουν αμετάβλητες. Τέλος, αρχίζοντας με τη λύση της MIP, η LP2 υιοθετείται για να βρει ένα ζευγάρι συναρτήσεων χρησιμότητας που δεν αλλάζει την πραγματοποιηθείσα ταξινόμηση, αλλά μεγιστοποιεί την ελάχιστη διαφορά δ μεταξύ των υγιών και προβληματικών εταιριών (βλ.Παράρτημα). Αυτό οδηγεί σε ένα νέο ζευγάρι συναρτήσεων χρησιμότητας, το οποίο διαφέρει από το αρχικό που αναπτύχθηκε μέσω της LP1. Ο πίνακας 4 παρουσιάζει τα βάρη των οικονομικών δεικτών όπως προκύπτουν από τις LP1, MIP και LP2.

TABLE 4. Financial Ratios' Weights Estimated Through the M.H.DIS Method

	LP-MIP		LP2	
	U^H	U^D	U^H	U^D
<i>GP/TA</i>	28.58%	52.92%	30.78%	7.83%
<i>NI/TA</i>	.91%	11.15%	11.47%	70.59%
<i>QA/CL</i>	47.39%	34.35%	.79%	.79%
<i>TD/TA</i>	.79%	.79%	56.13%	14.67%
<i>NW/NFA</i>	22.33%	.79%	.83%	6.13%

Η συνάρτηση χρησιμότητας U^H χαρακτηρίζει τις υγιείς εταιρίες, ενώ η U^D χαρακτηρίζει τις προβληματικές εταιρίες. Αυτό το ζευγάρι των συναρτήσεων χρησιμότητας που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη του κινδύνου είναι αυτό που αναπτύσσεται από την LP2. Τυπικά, αυτές οι συναρτήσεις είναι οι κάτωθι :

$$\begin{aligned}
U^H(X) &= .3078u^H(GP/TA) + .1147u^H(NI/TA) \\
&+ .0079u^H(QA/CL) + .5613u^H(TD/TA) + .0083u^H(NW/NFA), \\
U^D(X) &= .0783u^D(GP/TA) + .7059u^D(NI/TA) \\
&+ .0079u^D(QA/CL) + .1467u^D(TD/TA) + .0613u^D(NW/NFA).
\end{aligned}$$

Οι διαφορές στα σταθμά των οικονομικών δεικτών στις 2 συναρτήσεις χρησιμότητας μπορούν να εξηγηθούν ως εξής. Εξετάστε, παραδείγματος χάριν, τον δείκτη μικτό κέρδος / ενεργητικό (GP/TA). Το σταθμικό του βάρος στην συνάρτηση χρησιμότητας U^H είναι 30.78%, ενώ το βάρος του στην U^D είναι μόνο 7,83%. Αυτή η σημαντική διαφορά δείχνει ότι, ενώ οι υψηλότερες τιμές του (GP/TA) είναι ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των υγιών εταιριών, οι χαμηλές τιμές δεν δείχνουν απαραίτητως την ύπαρξη κινδύνου. Πραγματικά, οι δείκτες που χαρακτηρίζουν τις προβληματικές εταιρίες είναι ο δείκτης αποδοτικότητα (Ni / TA) και, σε μικρότερη έκταση, ο δείκτης φερεγγυότητας (TD / TA). Ο τελευταίος δείκτης είναι ένας σημαντικός παράγοντας στην περιγραφή/ προσδιορισμό των υγιών εταιριών, και ακολουθούν σε σπουδαιότητα οι δείκτες (GP / TA) και (Ni / TA). Αυτά τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η αποδοτικότητα και η φερεγγυότητα είναι τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των υγιών και των προβληματικών εταιριών, τουλάχιστον για την περίπτωση της Ελλάδας.

Η ταξινόμηση των εταιριών όπως υγιής και προβληματική και για το βασικό δείγμα και για δείγμα δοκιμής, σύμφωνα με το μοντέλο πρόβλεψης κινδύνου που αναπτύσσεται μέσω της μεθόδου M.H.DIS, διευκρινίζονται στον πίνακα 5. Μετά από την ανάπτυξη των δύο προαναφερθέντων συναρτήσεων χρησιμότητας, έχει υπάρξει μια περαιτέρω έρευνα σχετικά με τον κανόνα ταξινόμησης που παρείχε το καλύτερο αποτέλεσμα βάση του βασικού δείγματος. Χρησιμοποιώντας μια διαδικασία παρόμοια με αυτήν που χρησιμοποιείται για να καθοριστεί το βέλτιστο cut off σημείο στην διακριτή ανάλυση, διαπιστώθηκε ότι ο καλύτερος κανόνας ταξινόμησης ήταν να ταξινομηθεί μια εταιρία σαν υγιής εάν $UH - UD > 0.121$, αλλιώς χαρακτηρίζεται ως προβληματική.

TABLE 5. Classification Results Obtained Through the M.H.DIS Method

	Basic Sample					Hold-out Sample		
	Year-1	Year-2	Year-3	Year-4	Year-5	Year-1	Year-2	Year-3
Type I error	2.50%	20.00%	20.00%	25.00%	25.00%	21.05%	36.84%	47.37%
Type II error	2.50%	2.50%	12.50%	17.50%	20.00%	36.84%	42.11%	36.84%
Total error	2.50%	11.25%	16.25%	21.25%	22.50%	28.95%	39.47%	42.11%

Στα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στον πίνακα 5, το συνολικό λάθος ταξινόμησης είναι υπολογισμένο ως ο μέσος όρος του τύπου I και του τύπου II λάθους. Φυσικά, το συνολικό κόστος της λάθους ταξινόμησης είναι μια συνάρτηση των α priori πιθανοτήτων και του κόστους ταξινόμησης. Το κόστος που συνδέεται με τον τύπο I λάθους (ταξινόμηση μιας προβληματικής εταιρίας ως υγιή) είναι συνήθως υψηλότερο από το κόστος που συνδέεται με τον τύπο II λάθος το λάθος (ταξινόμηση μιας υγιούς εταιρίας ως προβληματική). Εντούτοις, η α priori πιθανότητα ότι μια εταιρία ανήκει στην προβληματική ομάδα είναι αρκετά χαμηλότερη από την πιθανότητα ότι μια εταιρία ανήκει στην υγιή ομάδα. Εν προκειμένω, η υπόθεση ότι και οι δύο τύποι λαθών συμβάλουν εξίσου στο συνολικό κόστος λανθασμένης ταξινόμησης δεν είναι αδικαιολόγητη.

Τα επιτευχθέντα αποτελέσματα είναι ενδεικτικά της αποδοτικότητας της M.H.DIS μεθόδου. Το λάθος ταξινόμησης του αναπτυγμένου μοντέλου δεν υπερβαίνει το 22,5%, ακόμη και πέντε έτη πριν από την πτώχευση στο βασικό δείγμα, το λάθος ταξινόμησης κυμαίνεται μεταξύ 28,95% και 42,11%. Η αύξηση στο λάθος ταξινόμησης στο holdout δείγμα δεν προκαλεί έκπληξη, δεδομένου ότι αποτελείται από διαφορετικές εταιρίες, και επιπλέον περιλαμβάνει ένα διαφορετικό χρονικό διάστημα.

Όσον αφορά τους δύο μεμονωμένους τύπους λάθους, είναι προφανές ότι στα αποτελέσματα της μεθόδου M.H.DIS, ο τύπος I λάθους είναι υψηλότερος από τον τύπο II λάθους, εκτός από τα έτη -1 και -2 στο δείγμα holdout. Αυτό δείχνει ότι το αναπτυγμένο οικονομικό μοντέλο πρόβλεψης κινδύνου χαρακτηρίζει καλύτερα τις υγιείς εταιρίες από τις προβληματικές. Αυτό δεν είναι παράδοξο, λαμβάνοντας υπόψη το γεγονός ότι η διαδικασία που οδηγεί στην πτώχευση είναι δυναμική. Στην αρχή αυτής της διαδικασίας, τα οικονομικά χαρακτηριστικά των προβληματικών εταιριών είναι συχνά παρόμοια με τα οικονομικά χαρακτηριστικά των υγιών εταιριών.

(Theodossiou [1993]). Δεδομένου ότι η διαδικασία του κινδύνου πτώχευσης εξελίσσεται, η οικονομική θέση των μη υγιών επιδεινώνεται βαθμιαία, και συνεπώς τα χαρακτηριστικά τους

γίνονται πιο διακριτά σε αντίθεση με τις υγιείς εταιρίες. Αντίθετα, οι υγιείς εταιρίες γενικά έχουν μια σταθερή, καλή χρηματοοικονομική απόδοση σε μία συγκεκριμένη περίοδο. Κατά συνέπεια, είναι γενικά ευκολότερο να προσδιοριστούν οι υγιείς εταιρίες από της μη.

Σύγκριση με τη διακριτή ανάλυση και την ανάλυση Logit

Όπως αναλύσαμε σε προηγούμενη ενότητα, η διακριτή ανάλυση (DA) μπορεί να θεωρηθεί ως η πρώτη προσέγγιση που έλαβε υπόψη τους πολλαπλούς παράγοντες (μεταβλητές) στη διάκριση μεταξύ διαφορετικών ομάδων αντικειμένων. Η DA είναι μια πολλή-μεταβλητή στατιστική τεχνική που οδηγεί στην ανάπτυξη μιας γραμμικής διακριτής συνάρτησης, μεγιστοποιώντας την αναλογία μεταξύ της ομάδας με την μεταβλητότητα μέσα στην ομάδα, υποθέτοντας ότι οι μεταβλητές ακολουθούν μια πολλή-μεταβλητή κανονική κατανομή και ότι οι μήτρες διασποράς των ομάδων είναι ίσες. Σαφώς, και οι δύο από αυτές τις υποθέσεις δημιουργούν ένα σημαντικό πρόβλημα στην εφαρμογή της DA στις πραγματικές καταστάσεις, δεδομένου ότι είναι δύσκολο να διατηρηθούν. Η επιλογή της DA για τη μελέτη σκοπών σύγκρισης σε αυτήν την περίπτωση αποφασίστηκε στη δημοτικότητα της μεθόδου αυτής μεταξύ των οικονομικών ερευνητών στην εξέταση οικον. Προβλημάτων ταξινόμησης, όπως η πρόβλεψη του κινδύνου πτώχευσης.

Η ανάλυση Logit (LA) είναι μια εναλλακτική παραμετρική προσέγγιση στη DA που έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως στην οικονομική πρόβλεψη κινδύνου για να υπερνικήσει τους περιορισμούς της DA (πολλή μεταβλητή κανονικότητα και ισότητα στις μήτρες διασποράς μεταξύ των ομάδων). Το LA παρέχει την πιθανότητα του περιστατικού έκβασης που περιγράφεται από μία διχοτομική εξαρτημένη μεταβλητή χρησιμοποιώντας τους συντελεστές των ανεξάρτητων μεταβλητών. Το αναπτυγμένο μοντέλο LA έχει τη μορφή της συσσωρευτικής logistic συνάρτησης πιθανότητας

$$F(\alpha + \beta X_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}} .$$

Σε αυτό το άρθρο, η $F(\alpha + \beta x_i)$ προσδιορίζεται ως η πιθανότητα για μια εταιρία i να είναι υγιής, λαμβάνοντας υπόψη το διάνυσμα των ανεξάρτητων μεταβλητών X_i . Με βάση αυτήν

την πιθανότητα, μια εταιρία είναι ταξινομημένη ως υγιής ή προβληματική, χρησιμοποιώντας μια cut-off πιθανότητα . Οι διαδικασίες εκτίμησης υιοθετούνται για να καθορίσουν τις παραμέτρους α και β . Η εκτίμηση *του LA* σε αυτήν την συγκριτική μελέτη συμπληρώνει τα επιτευχθέντα αποτελέσματα, δεδομένου ότι τα πλεονεκτήματά του το κάνουν πιο ελκυστικό στην πρόβλεψη κινδύνου συγκριτικά με την *DA*.

Και η *DA* και το *LA* εφαρμόζονται μετά από την ίδια μεθοδολογία που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη του μοντέλου πρόβλεψης κινδύνου μέσω της μεθόδου M.H.DIS. Πιο συγκεκριμένα, το πρώτο έτος πριν από την πτώχευση από το βασικό δείγμα χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη του μοντέλου. Δεδομένου ότι ο στόχος των *DA* και *LA* είναι να τα συγκρίνει με τη μέθοδο M.H.DIS, αποφασίζεται να μην χρησιμοποιηθεί μία σταδιακή διαδικασία για την επιλογή των οικ. Δεικτών που θα περιληφθούν στα αναπτυγμένα οικονομικά πρότυπα πρόβλεψης κινδύνου. Αντ' αυτού, όλες οι εξεταζόμενοι δείκτες ενσωματώνονται στα αναπτυγμένα υποδείγματα έτσι ώστε η σύγκριση μεταξύ των *DA LA* και της μεθόδου M.H.DIS να διενεργούνται στην ίδια βάση.

TABLE 6. Financial Distress Prediction Models Developed Through DA and LA

	<i>DA</i>	<i>LA</i>
<i>GP/TA</i>	.4462 (1.97)	-4.7252 (-1.23)
<i>NI/TA</i>	.6586 (2.29)*	57.9741 (2.78)*
<i>QA/CL</i>	.2102 (1.91)	-3.0594 (-1.12)
<i>TD/TA</i>	-.1419 (-.74)	-14.5585 (-2.34)*
<i>NW/NFA</i>	.0159 (1.10)	.1886 (.41)
Constant term	-.1673 (-.76)	13.7814 (2.08)*

Note: Parentheses include *t*-values. * Significant at the 5% level

Ο πίνακας 6 παρουσιάζει τα μοντέλα πρόβλεψης κινδύνου που αναπτύσσονται μέσω των *DA* και *LA* (σταθεροί οι όροι και συντελεστές των οικονομικών δεικτών). Σε όλα τα μοντέλα

πρόβλεψης, οι οικονομικοί δείκτες με θετικά σήματα είναι αρνητικά σχετιζόμενοι με τον κίνδυνο πτώχευσης. Στην αναπτυγμένη μέθοδο *DA*, όλοι οι δείκτες έχουν τις αναμενόμενες τιμές. Αντίθετα, στο *LA* μοντέλο, οι δείκτες ακαθάριστο κέρδος/ ενεργητικό (*GP / TA*) και κυκλ. Ενεργητικό – αποθέματα / βραχ. Υποχρεώσεις (*QA / CL*) έχουν ένα αντίστροφο σημάδι από αυτό που αναμενόταν. Για την εφαρμογή και των 2 μοντέλων στην πρόβλεψη του κινδύνου στα έτη -2 έως -5 του βασικού δείγματος και στα τρία έτη του holdout δείγματος, πρέπει να καθοριστεί μία πιθανότητα cut – off που θα ελαχιστοποιεί το συνολικό κόστος λανθασμένης ταξινόμησης.

Όπως έχει συζητηθεί μέσα από την εφαρμογή της M.H.DIS μεθόδου, το συνολικό κόστος της λανθασμένης ταξινόμησης θεωρείται ως ο μέσος όρος του τύπου I και του τύπου II Λάθους.

TABLE 7. Error Rates for the DA and LA Models in the Basic Sample

Cut-off point	Type I Error					Type II Error					Total Error				
	Year-1	Year-2	Year-3	Year-4	Year-5	Year-1	Year-2	Year-3	Year-4	Year-5	Year-1	Year-2	Year-3	Year-4	Year-5
A. DA															
.000	17.5	17.5	30	27.5	32.5	12.5	12.5	22.5	17.5	22.5	15	20	26.25	22.5	27.5
.007	17.5	17.5	27.5	27.5	30	12.5	12.5	22.5	17.5	22.5	15	20	25	22.5	26.25
.008	17.5	25	25	27.5	30	12.5	12.5	22.5	17.5	22.5	15	18.75	23.75	22.5	26.25
.009	17.5	22.5	25	27.5	27.5	12.5	17.5	22.5	20	22.5	15	20	23.75	23.75	25
.001	17.5	22.5	25	25	27.5	12.5	17.5	22.5	20	25	15	20	23.75	22.5	26.25
B. LA															
Cut-off prob.															
.76	2.5	12.5	17.5	20	35	15	5	17.5	20	17.5	8.75	8.75	17.5	20	26.25
.77	2.5	10	17.5	20	32.5	15	7.5	20	20	17.5	8.75	8.75	18.75	20	25
.78	2.5	10	17.5	17.5	32.5	15	7.5	20	20	17.5	8.75	8.75	18.75	18.75	25
.79	2.5	10	17.5	17.5	30	15	10	22.5	22.5	20	8.75	10	20	20	25
.80	2.5	10	17.5	17.5	30	15	10	22.5	22.5	20	8.75	10	20	20	25

TABLE 8. Error Rates for the DA and LA Models in the Holdout Sample

Cut-off point	Type I Error			Type II Error			Total Error		
	Year 1	Year 2	Year 3	Year 1	Year 2	Year 3	Year 1	Year 2	Year 3
A. DA									
-0.09	31.58	47.37	57.89	42.11	36.84	26.32	36.84	42.11	42.11
-0.07	31.58	47.37	57.89	42.11	36.84	26.32	36.84	42.11	42.11
-0.05	31.58	42.11	57.89	42.11	36.84	26.32	36.84	39.47	42.11
-0.03	31.58	42.11	57.89	47.37	36.84	26.32	39.47	39.47	42.11
-0.01	31.58	42.11	57.89	47.37	36.84	26.32	39.47	39.47	42.11
B. LA									
Cut-off prob.									
.76	21.05	42.11	63.16	36.84	36.84	26.32	28.95	39.47	44.74
.77	21.05	42.11	63.16	36.84	36.84	26.32	28.95	39.47	44.74
.78	21.05	42.11	63.16	36.84	36.84	26.32	28.95	39.47	44.74
.79	21.05	42.11	57.89	36.84	36.84	31.58	28.95	39.47	44.74
.8	21.05	42.11	57.89	36.84	36.84	31.58	28.95	39.47	44.74

Οι πίνακες 7 και 8 παρουσιάζουν τις εκτιμήσεις για τα ποσοστά λάθους των μοντέλων πρόβλεψης κινδύνου που αναπτύχθηκαν μέσω της DA και LA για διαφορετικές τιμές του νεκρού σημείου (DA) και της πιθανότητα cut off . 3

Όσον αφορά το βασικό δείγμα, η καλύτερη απόδοση (από την άποψη του συνολικού λάθους) του αναπτυγμένου μοντέλου DA λαμβάνεται όταν το νεκρό σημείο τίθεται ίσο με $-0,005$ (βλ. Πίνακα 7). Εντούτοις, η απόδοση της DA (για το βασικό δείγμα) είναι κατώτερη από τα αποτελέσματα της M.H.DIS μεθόδου. Σχετικά με το μοντέλο LA , η καλύτερη απόδοση λαμβάνεται όταν η πιθανότητα cut off τίθεται ίση με το 0,78. Τα αποτελέσματα αυτής της μεθόδου είναι συγκρίσιμα με το αυτά της M.H.DIS. Ειδικότερα, το μοντέλο LA παρέχει το χαμηλότερο συνολικό λάθος ταξινόμησης από την M.H.DIS στα έτη -2 και -4 , ενώ η M.H.DIS είναι ανώτερη στο υπόλοιπο των ετών (-1 , -3 και -5).

Στο δείγμα holdout (πίνακας 8), οι M.H.DIS και LA ξεπερνούν την DA στο έτος -1 . Στο έτος -2 όλες οι μέθοδοι παρέχουν την ίδια συνολική λανθασμ. ταξινόμηση ενώ στο έτος -3 , οι M.H.DIS και DA παρέχουν τα καλύτερα αποτελέσματα. .

Από την άποψη του τύπου I και του τύπου II λάθους, η DA είναι πάντα κατώτερη έναντι της M.H.DIS, εκτός από τα έτη -2 και -3 στο δείγμα holdout (τύπος II λάθους). Στο βασικό δείγμα, το μοντέλο LA παρέχει γενικά το χαμηλότερο ποσοστό λάθους στον τύπο I ποσοστά και τα υψηλότερα στον τύπο OIH. Εντούτοις, στο δείγμα holdout ο τύπος I λάθους είναι σημαντικά υψηλός, ειδικά στα έτη -2 και -3 , ενώ ο τύπος II μειώνεται σε χαμηλότερα επίπεδα από την M.H.DIS.

V. Τελικές παρατηρήσεις και μελλοντικές προοπτικές

Ο αρχικός στόχος ήταν να ερευνηθεί η δυνατότητα εφαρμογής και η απόδοση της πολυκριτήριας μεθόδου M.H.DIS στην οικονομική πρόβλεψη του κινδύνου σε αντιδιαστολή με τις γνωστές μεθόδους, δηλαδή την διακριτή ανάλυση και την logit ανάλυση. Η εφαρμογή που παρουσιάστηκε έδειξε ότι αυτή η νέα μη-παραμετρική προσέγγιση μπορεί επιτυχώς να εφαρμοστεί σε ένα από τα πιο σύνθετα προβλήματα στην εταιρική χρηματοδότηση, η οποία είναι σημαντικού ακαδημαϊκού και πρακτικού ενδιαφέροντος ιδιαίτερα στα πλαίσια μιας αναπτυσσόμενης οικονομίας. Η σύγκριση με την διακριτή και την logit ανάλυση δείχνει ότι αυτή η νέα προσέγγιση αποτελεί μια ανταγωνιστική εναλλακτική λύση στις υπάρχουσες παραμετρικές τεχνικές πρόβλεψης κινδύνου.

Επιπλέον, πρέπει να σημειωθεί ότι, δεδομένου ότι M.H.DIS είναι μία μη –παραμετρική μέθοδος ταξινόμησης, αυτό δεν κάνει υποθέσεις στις κατανομές των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται για να προβλέψουν τον οικονομικό κίνδυνο. Αυτό το χαρακτηριστικό γνώρισμα επιτρέπει την ενσωμάτωση των ποιοτικών μεταβλητών στην ανάλυση του οικονομικού κινδύνου. Κατ' αυτό τον τρόπο, μπορούν να αναπτυχθούν βελτιωμένα μοντέλα πρόβλεψης κινδύνου, λαμβάνοντας υπόψη το γεγονός ότι η κακή απόδοση σε μερικούς οικονομικούς δείκτες είναι στην πραγματικότητα της πτώχευσης παρά η αιτία του. Στις περισσότερες περιπτώσεις, ο οικονομικός κίνδυνος προκαλείται από την ακατάλληλη διαχείριση, την έλλειψη οργάνωσης, ανικανότητα στην αντιμετώπιση προκλήσεων στο ανταγωνιστικό επιχειρησιακό περιβάλλον, αλλαγές στην τάση του επιχειρησιακού τομέα μέσα στο οποίο οι εταιρίες λειτουργούν, κ.λπ. Τέτοιοι σημαντικοί παράγοντες ασκούν άμεση επίδραση στην πιθανότητα του οικονομικού κινδύνου, αλλά δεν ποσοτικοποιούνται, ενώ οι κατανομές των ιδιοτήτων τους (δεν ακολουθούν κανονική κατανομή) τους καταστά ακατάλληλους για τα κοινά μοντέλα DA. Στην αντίθετη πλευρά, τα LA μοντέλα, δεν είναι βασισμένα στις υποθέσεις των κατανομών. Προκειμένου να ενσωματωθούν τέτοιες ποιοτικές μεταβλητές σε αυτά τα μοντέλα, πρέπει να ποσοτικοποιήσουμε την ποιοτική κλίμακα που χρησιμοποιείται για τη μέτρησή τους. Εντούτοις, ένας τέτοιος μετασχηματισμός μιας ποιοτικής κλίμακας σε ποσοτική αλλάζει τη φύση των ποιοτικών μεταβλητών και των

τρόπων που είναι αντιληπτοί από τον αναλυτή πιστοδοτήσεων που είναι ο τελικός χρήστης των μοντέλων πρόβλεψης κινδύνου. Αντίθετα, η μέθοδος βασισμένη στην χρησιμότητα που υιοθετείται στη μέθοδο M.H.DIS επιτρέπει στον αναλυτή να διατηρήσει την ποιοτική κλίμακα στην ανάλυση, αξιοποιώντας κατά συνέπεια πλήρως τις πληροφορίες που οι ποιοτικές μεταβλητές συνεπάγονται.

Φυσικά οι πιθανοί τομείς εφαρμογής της μεθόδου M.H.DIS δεν περιορίζονται στην οικονομική πρόβλεψη κινδύνου. Η μέθοδος μπορεί επίσης να εφαρμοστεί σε διάφορους άλλους τομείς της οικονομικής διαχείρισης, συμπεριλαμβανομένης της αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου, την επιλογή χαρτοφυλακίων, εξαγορά επιχειρήσεων, αξιολόγηση πιστωτικών καρτών, αξιολόγηση της αποδοτικότητας των τραπεζών, κίνδυνος χωρών, κ.λπ.... Η εφαρμογή της μεθόδου στη μελέτη αυτών των οικονομικών προβλημάτων, μαζί με τη σύγκριση που παρέχουν οι πολυμεταβλητές στατιστικές και οικονομετρικές τεχνικές, με άλλες μεθόδους MCDA, και άλλες τεχνικές ταξινόμησης από τους τομείς του μαθηματικού προγραμματισμού, τα νευρικά δίκτυα, κ.λπ., θα οδηγήσουν σε μία περιεκτικότερη εξέταση της απόδοσης της M.H.DIS μεθόδου

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Μαθηματικές διατυπώσεις προγραμματισμού για την εκτίμηση της συνάρτησης χρησιμότητας στη μέθοδο M.H.DIS

Οι μαθηματικές διατυπώσεις προγραμματισμού που χρησιμοποιούνται στην M.H.DIS για να εκτιμήσουν βέλτιστα τις συναρτήσεις χρησιμότητας για την ταξινόμηση των εταιριών ως υγιή ή προβληματική περιλαμβάνει δύο γραμμικά προγράμματα και ένα mixed integer. Ο στόχος της διαδικασίας εκτίμησης είναι διπλός: για να προσδιοριστεί ένα ζευγάρι συναρτ. χρησιμότητας που ελαχιστοποιεί τη συνολικό κόστος της λανθασμ. Ταξινόμησης και να μεγιστοποιηθεί η "σαφήνεια" της ταξινόμησης.

Ο τελευταίος στόχος είναι παρόμοιος με την μεγιστοποίηση της διακύμανσης μεταξύ των ομάδων στη διακριτή ανάλυση. Η ελαχιστοποίηση του συνολ. Κόστους λανθασμ. Ταξινόμησης ακολουθείται και, έπειτα επιδιώκεται η μεγιστοποίηση της «σαφήνειας» της ταξινόμησης.

Η έκβαση αυτής της διαδικασίας είναι ένα ζευγάρι των πρόσθετων συναρτήσεων χρησιμότητας UH και UD που προσαρμόζει αυτούς τους δύο στόχους. Το πρώτο χαρακτηρίζει τις υγιείς εταιρίες, ενώ το τελευταίο χαρακτηρίζει τις προβληματικές. Και οι δύο συναρτήσεις χρησιμότητας ακολουθούν την κανονική κατανομή μεταξύ 0 και 1, ενώ οι οριακές συναρτήσεις χρησιμότητας των οικ. Δεικτών X_i είναι μονοτονικές συναρτήσεις στην κλίμακα των οικονομικών δεικτών όπως ακολουθεί: Εάν η X_i συσχετίζεται θετικά με τον οικονομικό κίνδυνο, τότε η $U_i^H(x_i)$ είναι μία φθίνουσα συνάρτηση. Διαφορετικά, εάν η X_i είναι αρνητικά σχετιζόμενη με τον οικονομικό κίνδυνο, τότε η $U_i^H(X_i)$ είναι μία φθίνουσα συνάρτηση. Αυτές οι ιδιότητες (κανονικότητα & μονοτονία) ενσωματώνονται ως περιορισμοί σε όλο το μαθηματικές διατυπώσεις προγραμματισμού παρουσιάζονται κατωτέρω.

Συνεχίζοντας τον πρώτο στόχο στην ανάπτυξη των δύο συναρτήσεων χρησιμότητας (δηλ., ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους της λανθασμ. ταξινόμησης) απαιτείται η ελαχιστοποίηση της ακόλουθης συνάρτησης:

$$EC = w_H \times (\text{Type II error}) + w_D \times (\text{Type I error}) = \quad (A1)$$

$$w_H \left(\frac{1}{N_H} \sum_{i=1}^{N_H} I_{i,H} \right) + w_D \left(\frac{1}{N_D} \sum_{i=1}^{N_D} I_{i,D} \right),$$

όπου, N_H και N_D είναι ο αριθμός υγιών και προβληματικών εταιριών στο αναπτυσσόμενο μοντέλο, ενώ $I_{i,H}$ και $I_{i,D}$ είναι ακέραιοι που αντιπροσωπεύουν την θέση ταξινόμησης της κάθε εταιρίας (το 0 δείχνει την σωστή ταξινόμηση, ενώ το 1 δείχνει την λάθος ταξινόμηση). Οι παράμετροι στάθμισης w_H και w_D πρέπει να είναι καθορισμένοι βάσει του κόστους των λάθος ταξινομήσεων και των α-πιορίσι πιθανοτήτων πτώχευσης: $w_H = \pi_H C_H$, $w_D = \pi_D C_D$, έτσι ώστε $w_H + w_D = 1$ και $w_H > 0$, $w_D > 0$, όπου π_H και π_D είναι οι πιθανότητες α-πιορίσι που συνδέονται με τις υγιείς και προβληματικές ομάδες κινδύνου και C_H και C_D είναι οι δαπάνες λάθους ταξινόμησης που συνδέονται με τον τύπο II και τον τύπο I λάθους αντίστοιχα. Ο καθορισμός του w_H και w_D εξαρτάται από αυτόν που παίρνει την απόφαση. Γενικά, το κόστος της λανθασμ. ταξινόμησης μίας προβληματικής εταιρίας είναι υψηλότερο από το κόστος λάθους ταξινόμησης μίας υγιούς (δηλ., $C_D > C_H$). Εντούτοις, η

πιθανότητα α- priori ότι μια εταιρία είναι προβληματική είναι μικρότερη από την πιθανότητα α- priori ότι μια εταιρία είναι υγιής (δηλ., $\pi_H < \pi_D$). Επομένως, το να θέσουμε $WH = WD = 0,5$ είναι μια λογική επιλογή.

Η ανάπτυξη ενός ζευγαριού συναρτήσεων χρησιμότητας που ελαχιστοποιούν το γενικό κόστος λάθους ταξινόμησης (1) (έστω E_{\min} το ελάχιστο συνολικό κόστος λάνθ. ταξινόμησης) απαιτεί τη χρήση του mixed- integer τεχνικών. Εντούτοις, λύνοντας τις διατυπώσεις προγραμματισμού Mixed-ακεραίων αριθμών στις περιπτώσεις όπου υπάρχουν πολλές μεταβλητές ακέραιων αριθμών είναι μία υπολογιστικά εντατική διαδικασία. Ακόμη και σε περιπτώσεις δειγμάτων που αποτελούνται από 50 εταιρίες (δηλ., ακεραίες μεταβλητές), η ανάπτυξη του βέλτιστου κανόνα ταξινόμησης θα μπορούσε να είναι α ιδιαίτερα χρονοβόρα διαδικασία εάν υπάρχει ένας σημαντικός βαθμός group overlapping.

Για να αντιμετωπίσει αυτό το ζήτημα, η M.H.DIS υιοθετεί αρχικά μια εναλλακτική συνάρτηση λάθους EC' που προσεγγίζει το συνολικό κόστος ταξινόμησης :

$$EC' = w_H \left(\frac{1}{N_H} \sum_{i=1}^{N_H} e_{i,H} \right) + w_D \left(\frac{1}{N_D} \sum_{i=1}^{N_D} e_{i,D} \right). \quad (A2)$$

Οι όροι στις παρενθέσεις στην (2) είναι αναπληρώσεις του τύπου II και του τύπου I λάθους. Σε αυτήν την συνάρτηση λάθους EC' , το λάθος ταξινόμησης για μια υγιή εταιρία i δίνεται ως $e_{i,H}$ ενώ το λάθος ταξινόμησης για μια προβληματική εταιρία i δείχνεται σαν $e_{i,D}$. Και τα δύο αυτά τα λάθη ταξινόμησης είναι θετικοί πραγματικοί αριθμοί που αντιπροσωπεύουν το μέγεθος της παραβίασης των κανόνων ταξινόμησης που υιοθετούνται κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης του υποδείγματος :

$$e_{i,H} = \begin{cases} U^D(X_i) - U^H(X_i), & \text{if } U^H(X_i) < U^D(X_i), \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (A3)$$

$$e_{i,D} = \begin{cases} U^H(X_i) - U^D(X_i), & \text{if } U^D(X_i) < U^H(X_i), \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}.$$

Η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης EC' εκτελείται μέσω της λύσης του κάτωθι μαθηματικού προβλήματος μέσω προγραμματισμού.

LP1: Minimization of the overall classification error

$$\text{Min } EC' = w_H \left(\frac{1}{N_H} \sum_{i=1}^{N_H} e_{i,H} \right) + w_D \left(\frac{1}{N_D} \sum_{i=1}^{N_D} e_{i,D} \right).$$

Subject to:

$$U^H(X_i) - U^D(X_i) + e_{i,H} \geq s, i = 1, 2, \dots, N_H, \quad (A4)$$

$$U^D(X_i) - U^H(X_i) + e_{i,D} \geq s, i = 1, 2, \dots, N_D, \quad (A5)$$

$$e_{i,H} \geq 0, e_{i,D} \geq 0.$$

Η LP1 είναι ένα απλό γραμμικό πρόβλημα προγραμματισμού που μπορεί να λυθεί εύκολα ακόμη και για μεγάλα σύνολα στοιχείων. Στους περιορισμούς (4), (5) το s είναι μια μικρή θετική σταθερά που χρησιμοποιείται για να εξασφαλίσει τις ακριβείς ανισότητες που παρουσιάζονται στον καθορισμό (3) των μεταβλητών λάθους $e_{i,h}$ και $e_{i,d}$.

Η επίλυση της LP1 παράγει ένα αρχικό ζευγάρι συναρτήσεων χρησιμότητας που ελαχιστοποιεί την συνολική συνάρτηση του λάθους ταξινόμησης EC' (έστω EC'_{\min} το ελάχιστο συνολικό λάθος ταξινόμησης που λαμβάνεται μετά από την λύση της LP1). Εάν αυτές οι συναρτήσεις χρησιμότητας ταξινομούν σωστά όλες τις εταιρίες, τότε όλες οι μεταβλητές λάθους $e_{i,h}$ και $e_{i,d}$ θα είναι μηδέν.

Επομένως, σε αυτή την περίπτωση $EC'_{\min} = EC_{\min} = 0$. Εντούτοις, αυτό δεν συμβαίνει πάντα. Συχνά, δεν είναι δυνατό να ταξινομηθούν σωστά όλες οι εταιρίες προκειμένου να επιτύχουμε ένα μηδενικό γενικό κόστος λάθους ταξινόμησης. Σε τέτοιες περιπτώσεις, λαμβάνοντας υπόψη ότι η EC' δεν είναι μια προσέγγιση της EC , είναι προφανές ότι οι συναρτήσεις χρησιμότητας λειτουργούν που αντιστοιχούν στην EC'_{\min} δεν θα αποδώσει απαραίτητως το ελάχιστο γενικό κόστος ταξινόμησης EC_{\min} . Παραδείγματος χάριν, εξετάστε ένα δείγμα που αποτελείται από τέσσερις εταιρίες (δύο υγιείς και δύο προβληματικές), οι συναρτήσεις χρησιμότητας που προκύπτουν αν λυθεί η LP1 οδηγεί σε 2 λανθασμένες ταξινομήσεις i (υγιείς) και j (προβληματικές) με τα ακόλουθα λάθη

ταξινόμησης: $e_{i,h} = 0,2$ και $e_{i,d} = 0,1$. Σε αυτήν την περίπτωση $EC'_{min} = 0,075$ και $EC = 0,5$ (υποθέτοντας $W_h = W_d = 0,5$). Εντούτοις, μια εναλλακτική λύση που ταξινομεί το j σωστά (δηλ., $e_{j,d} = 0$) αλλά ορίζει ένα λάθος ταξινόμησης στην εταιρία i ίσο με $0,5$ προτιμάται σαφώς. Σε αυτήν την περίπτωση $EC'_{min} = 0,125 >$, EC_{min} αλλά $EC_{min} = 0,25 < EC$. Κατά συνέπεια, μέσω αυτού του απλού παραδείγματος γίνεται προφανές ότι θα μπορούσε να είναι δυνατό να βρεθεί ένα εναλλακτικό ζευγάρι συναρτήσεων χρησιμότητας από αυτή που αναπτύχθηκε μέσω LP1 που θα παράγει ένα λάθος ταξινόμησης $EC' > EC'_{Min}$ αλλά παρέχει ένα χαμηλότερο γενικό κόστος λάθους ταξινόμησης. Στην M.H.DIS αυτή η δυνατότητα διερευνείται μέσω της λύσης MIP.

MIP: Minimization of the overall mis-classification cost

$$\text{Min } EC = w_H \left(\frac{1}{N_H} \sum_{i=1}^{N_H^{mis}} I_{i,H} \right) + w_D \left(\frac{1}{N_D} \sum_{i=1}^{N_D^{mis}} I_{i,D} \right).$$

Subject to:

$$\left. \begin{aligned} U^H(X_i) - U^D(X_i) &\geq s, i = 1, 2, \dots, N_H^{cor} \\ U^D(X_i) - U^H(X_i) &\geq s, i = 1, 2, \dots, N_D^{cor} \end{aligned} \right\}, \quad (A6)$$

$$\left. \begin{aligned} U^H(X_i) - U^D(X_i) + I_{i,H} &\geq s, i = 1, 2, \dots, N_H^{mis} \\ U^D(X_i) - U^H(X_i) + I_{i,D} &\geq s, i = 1, 2, \dots, N_D^{mis} \end{aligned} \right\}, \quad (A7)$$

$I_{i,H}, I_{i,D}$ integers.

Αρχίζοντας με τις αρχικές συναρτήσεις χρησιμότητας που αναπτύσσονται μέσω των LP1 και MIP διερευνάται η δυνατότητα τροποποίησης αυτών των συναρτήσεων χρησιμότητας έτσι ώστε το γενικό κόστος λάθους ταξινόμησης να ελαχιστοποιείται. Αυτή η ελαχιστοποίηση επιτυγχάνεται χωρίς την αλλαγή των σωστών ταξινομήσεων που λαμβάνονται από την LP1 (δηλ., όλες οι εταιρίες σωστά ταξινομημένες από το αρχικό ζευγάρι των συναρτήσεων χρησιμότητας διατηρούνται ως σωστές ταξινομήσεις βλ. Περιορισμούς (6)). Το γενικό κόστος ταξινόμησης βάσει MIP, είναι μία συνάρτηση του αριθμού των λανθ. ταξινομήσεων. Οι μεταβλητές λάθους (ακέραιες) $I_{i,H}$ και $I_{i,D}$ χρησιμοποιούνται ως δείκτες της σωστής

ταξινόμησης των εταιριών. Σημειώστε ότι αυτές οι μεταβλητές λάθους δεν συνδέονται με όλες τις εταιρίες, αλλά μόνο με αυτές που καταχωρούνται λάθος από την LP1 (περιορισμοί (7)). Ο αριθμός των υγιών εταιριών που καταχωρούνται λάθος από την LP1 συμβολίζεται ως N_{hmis} ενώ N_{dmis} δείχνει τον αριθμό των προβληματικών εταιριών που καταχωρούνται λάθος από την LP1.

Ομοίως, N_{hcor} και N_{dcor} δείχνουν τον αριθμό υγιών και προβληματικών εταιριών, ταξινομημένων σωστά από την LP1. Όλες αυτές οι σωστές ταξινομήσεις διατηρούνται (περιορισμοί (6)). Από την στιγμή, που στις περισσότερες περιπτώσεις, ο αριθμός εταιριών που καταχωρούνται λάθος από την LP1 ($N_{hmis} + N_{dmis}$) είναι ένα μικρό μέρος του δείγματος, ο αριθμός των μεταβλητών ακέραιων αριθμών στην MIP είναι μικρός, διευκολύνοντας κατά συνέπεια την εύκολη λύση του.

Το ζευγάρι των συναρτήσεων χρησιμότητας που αναπτύσσονται μετά από την αρχική λύση της LP1 και έπειτα της MIP είναι το βέλτιστο σε όρους συνολικού κόστους λανθασμ. Ταξινόμησης. Εντούτοις, ο τελευταίος σκοπός των συναρτήσεων χρησιμότητας που αναπτύσσονται μέσω της M.H.DIS πρόκειται να χρησιμοποιηθεί για την οικονομική πρόβλεψη κινδύνου. Φυσικά, είναι δύσκολο να εξασφαλιστεί υψηλή προβλεψιμότητα κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης του μοντέλου. Εντούτοις, συναρτήσεις χρησιμότητας που σαφώς διακρίνονται ως υγιείς συγκριτικά με τις προβληματικές εταιρίες αναμένεται για να έχουν υψηλότερη προβλεψιμότητα από τις συναρτήσεις χρησιμότητας που παράγουν το ίδιο γενικό κόστος λάθους ταξινόμησης αλλά επιτυγχάνει μια "οριακή" διάκριση κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης του μοντέλου.

Παραδοσιακά, η διακριτή ανάλυση αντιμετωπίζει αυτό το ζήτημα μέσω της μεγιστοποίησης της διακύμανσης μεταξύ των ομάδων. Στην M.H.DIS, το μέτρο που υιοθετείται για να αξιολογήσει την απόσταση μεταξύ των δύο ομάδων εταιριών σύμφωνα με το αναπτυγμένο διακριτό μοντέλο (συναρτήσεις χρησιμότητας) είναι η ελάχιστη διαφορά d μεταξύ των συνολικών χρησιμότητων των σωστά ταξινομημένων εταιριών που προσδιορίζονται λύνοντας την MIP ($d > 0$).

$d = \min\{d_1, d_2\}$ where,

$$d_1 = \min_{i=1,2,\dots,N_H^{cor'}} \{U^H(X_i) - U^D(X_i)\},$$

and,

$$d_2 = \min_{i=1,2,\dots,N_D^{cor'}} \{U^D(X_i) - U^H(X_i)\}.$$

($N_H^{cor'}$ και $N_D^{cor'}$ συμβολίζουν τον αριθμό υγιών και προβληματικών εταιριών, αντίστοιχα, ταξινομημένων σωστά από την MIP).

Η μεγιστοποίηση του d επιτυγχάνεται μέσω της λύσης του ακόλουθου γραμμικού προγραμματισμού (LP2).

LP2: Maximization of the minimum distance

Max d

Subject to:

$$\left. \begin{array}{l} U^H(X_i) - U^D(X_i) - d \geq s, i = 1, 2, \dots, N_H^{cor'} \\ U^D(X_i) - U^H(X_i) - d \geq s, i = 1, 2, \dots, N_D^{cor'} \end{array} \right\}, \quad (A8)$$

$$\left. \begin{array}{l} U^H(X_i) - U^D(X_i) \leq 0, i = 1, 2, \dots, N_H^{mis'} \\ U^D(X_i) - U^H(X_i) \leq 0, i = 1, 2, \dots, N_D^{mis'} \end{array} \right\}, \quad (A9)$$

$$d \geq 0.$$

Η LP2 αρχίζει με τις συναρτήσεις χρησιμότητας που λαμβάνονται λύνοντας την MIP. Τα $N_H^{mis'}$ και $N_D^{mis'}$ δείχνουν τον αριθμό υγιών και προβληματικών εταιριών, αντίστοιχα, που ταξινομούνται λάθος από την MIP. Η LP2 επιδιώκει να τροποποιήσει τις συναρτήσεις χρησιμότητας που αναπτύσσονται μέσω της MIP προκειμένου να μεγιστοποιηθεί το μέτρο της απόστασης d . Όλες οι εταιρίες που ταξινομούνται λάθος από τις συναρτήσεις χρησιμότητας και αναπτύσσονται μέσω της MIP διατηρούνται misclassified. Κατά συνέπεια, οι συναρτήσεις χρησιμότητας που αναπτύσσονται μέσω της LP2 δεν έχουν επιπτώσεις στο

συνολικό κόστος της λάθους ταξινόμησης, καθώς όλες οι σωστές ταξινομήσεις και μη λύνοντας MIP παραμένουν σταθεροί [περιορισμοί (8) και (9), αντίστοιχα].

Το ζευγάρι των συναρτήσεων χρησιμότητας που αναπτύχθηκε από την LP2 είναι αυτό που χρησιμοποιείται για σκοπούς πρόβλεψης του οικ. κινδύνου.

2.2 Συστήματα εκτίμησης (Rating Systems)

Οι εξωτερικές πιστωτικές εκτιμήσεις από εταιρίες που ειδικεύονται στην πιστωτική ανάλυση προσφέρθηκαν αρχικά στις ΗΠΑ από Moody's το 1909. Οι εκτιμήσεις τέτοιων εταιριών είναι βασισμένες στην εκτενή ανθρώπινη ανάλυση συνεκτιμώντας την ποσοτική άλλα και την ποιοτική απόδοση μιας εταιρίας. Οι επιχειρήσεις που βαθμολογούνται είναι συνήθως μεγάλες και διαπραγματεύσιμες στο Χρηματιστήριο. Η Moody's εκφράζει τις πιστωτικές απόψεις σχετικά με τις οικονομικές υποχρεώσεις των επιχειρήσεων για τους επενδυτές. Αυτές οι εκτιμήσεις είναι αποδεκτές από την επενδυτική κοινότητα, αλλά και στην ευρύτερη μάζα ενώ καλύπτουν περίπου 6.500

εταιρίες παγκοσμίως και 3.000 στις ΗΠΑ (Falkenstein et Al (2000))⁹

. Οι πιστωτικές απόψεις είναι δηλώσεις για την PD και LGD, συγκεκριμένα αναμενόμενη απώλεια, και κατά συνέπεια λειτουργούν συνδυαστικά ως προβλεπτικά μοντέλα πτώχευσης και έκθεσης σε κίνδυνο. Ο White(2002) υπολογίζει περί τις 37 εταιρίες εκτίμησης πιστ. Κινδύνου με έδρα έξω από τις ΗΠΑ οι οποίες παρέχουν στους επενδυτές ομολογιών πρόσβαση σε πληροφορίες χαμηλού κόστους για τη δανειοληπτική ικανότητα των εκδοτών ομολογιών. Η χρησιμότητα των πληροφοριών δεν περιορίζονται μόνο στους επενδυτές ομολογιών. Έχει απαιτηθεί από καιρό στις τράπεζες να χρησιμοποιούν εσωτερικά συστήματα εκτιμήσεων για την ταξινόμηση της πιστωτικής ποιότητας των δανείων στα χαρτοφυλάκιά τους. Εντούτοις, το σύστημα εκτίμησης ήταν μάλλον πρόχειρο, με τα περισσότερα δάνεια να εκτιμώνται με την βάση (Pass) και μόνο μία μειονότητα δανείων να διαφοροποιούνται σε μη αποδεκτή κατηγορία : κάτω του μετρίου, αμφισβητήσιμα, και ύπαρξη απώλειας.

⁹ Falkenstein, E., Boral, A., Carty, L.V., 2000, RiskCalc for private companies: Moody's default model. Moody's Investors Service Global Credit Research, New York, NY.

Ομοίως, η Ένωση των ασφαλιστικών Εταιριών (NAIC) απαιτεί οι ασφαλιστικές εταιρείες να ταξινομούν το ενεργητικό τους χρησιμοποιώντας ένα πρόγραμμα εκτίμησης με έξι διαβαθμίσεις ταξινομήσεων : A και ανωτέρω, BBB, BB, B, κάτω από το B, και πτώχευση. Πολλές τράπεζες έχουν καθιερώσει τα εσωτερικά συστήματα εκτιμήσεων σε προετοιμασία για τις νέες κύριες συμφωνίες του BIS σχεδιασμένα να εφαρμοστούν το 2005. Η αρχιτεκτονική του εσωτερικού συστήματος εκτίμησης μπορεί να είναι μονοδιάστατη, στην οποία ορίζεται μια γενική εκτίμηση σε κάθε δάνειο βασισμένη στην πιθανότητα πτώχευσης *pd*, ή διδιάστατη, στο οποίο η πιθανότητα πτώχευσης κάθε οφειλέτη αξιολογείται χωριστά από τη δριμύτητα απώλειας του μεμονωμένου δανείου (*LGD*).

Οι Treacy και Carey (2000)¹⁰ υπολόγισαν ότι 60 τοις εκατό των χρηματοδοτικών οργανισμών στην έρευνά τους είχαν μονοδιάστατα συστήματα εκτίμησης, αν και συστήνουν τα διδιάστατα. Επιπλέον, η BIS (2000)¹¹ διαπίστωσε ότι οι τράπεζες ήταν καλύτερα ικανές να αξιολογήσουν την πιθανότητα πτώχευσης των οφειλετών τους από το *LGD*.

Οι Treacy και Carey (2000) στην έρευνά τους για τις 50 μεγαλύτερες επιχειρήσεις εκμετάλλευσης αμερικανικών τραπεζών, και η BIS (2000) στην έρευνα για 30 χρηματοδοτικούς οργανισμούς στις χώρες του G-10 βρήκαν ιδιαίτερη διαφοροποίηση στα εσωτερικά πρότυπα εκτιμήσεων. Αν και όλοι χρησιμοποιούσαν παρόμοιους παράγοντες χρηματοοικονομικού κινδύνου, υπήρχαν διαφορές στους χρηματοδοτικούς οργανισμούς όσον αφορούσε την αποδιδόμενη σημασία σε κάθε ένα από τους παράγοντες. Οι Treacy και Carey (2000) διαπίστωσαν ότι οι ποιοτικοί παράγοντες διαδραμάτιζαν μεγαλύτερο ρόλο στον καθορισμό των εκτιμήσεων δανείων μικρομεσαίων επιχειρήσεων με τον Υπεύθυνο δανείων (Loan Officer) κύριο αρμόδιο για τις εκτιμήσεις, σε αντίθεση με τα δάνεια μεγάλων εταιρειών όπου το προσωπικό υπεύθυνο των πιστώσεων, έθετε πρώτιστα τις εκτιμήσεις χρησιμοποιώντας ποσοτικές μεθόδους όπως μοντέλα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου (Credit Scoring Models). Οι εκτιμήσεις έγιναν μέσα σε χρονικό ορίζοντα ενός έτους, αν και τα δεδομένα για την αποπληρωμή των δανείων ήταν συχνά διαθέσιμα για 3-5 έτη.

2.3 Υποδείγματα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου (Credit Scoring Models)

¹⁰ Treacy, W.F., Carey, M., 2000, Credit risk rating systems at large U.S. Banks. *Journal of Banking and Finance* 24, 167-201.

¹¹ BIS, 2000, Range of practice in banks' internal ratings systems. Basel Committee on Banking Supervision, Document No. 66.

Η συνηθέστερη χρησιμοποιημένη παραδοσιακή μεθοδολογία μέτρησης πιστωτικού κινδύνου είναι η διακριτή ανάλυση μέτρησης πιστωτικού κινδύνου, μία καινοτομία του Altman (1968).¹²

Z-Score Model (Altman (1968))

Αυτό το πρότυπο είναι μια πολύμεταβλητή προσέγγιση που στηρίζεται στις τιμές/επίπεδα δεικτών αλλά και σε κατηγοριοποιημένα μεταβλητά μέτρα. (Altman (1968 ,1993)). Αυτές οι τιμές συνδυάζονται και σταθμίζονται παράγοντας ένα αποτέλεσμα πιστωτικού κινδύνου που κάνει καλύτερα διάκριση μεταξύ των εταιριών που πτωχεύουν και μη. Το μοντέλο Z- Score κατασκευάστηκε χρησιμοποιώντας πολλαπλή διακριτή ανάλυση, μία πολυμεταβλητή τεχνική που αναλύει ένα σύνολο μεταβλητών προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η διακύμανση ανάμεσα στους συντελεστές της ομάδας, ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα την διακύμανση του συνολικού υποδείγματος.. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω μίας διαδοχικής διαδικασίας στην οποία ο αναλυτής περιλαμβάνει ή αποκλείει μεταβλητές βασισμένες σε διάφορα στατιστικά κριτήρια.

Προκειμένου να φθάσει σε ένα τελικό προφίλ των μεταβλητών, οι ακόλουθες διαδικασίες χρησιμοποιήθηκαν:

(1)έλεγχος της στατιστικής σημασίας των διάφορων εναλλακτικών συναρτήσεων, συμπεριλαμβανομένου του προσδιορισμού των σχετικών συνεισφορών κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής (2) αξιολόγηση των συσχετίσεων μεταξύ των σχετικών μεταβλητών (3) παρατήρηση της προβλεπτικής ακρίβειας των διάφορων συνδυασμών και τέλος (4) την προσωπική κρίση του αναλυτή. Από το αρχικό σύνολο 22 μεταβλητών το τελικό μοντέλο Z-Score που επιλέχτηκε ήταν η ακόλουθη διακριτή συνάρτηση πέντε μεταβλητών:

$$Z = 0.012X1 + 0.014X2 + 0.033X3 + 0.006X4 + 0.999X5$$

όπου

X1 = κεφάλαιο κίνησης / ενεργητικό

X2 = παρακρατηθέντα κέρδη / ενεργητικό

¹² Altman, E.I., 1968, Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. Journal of Finance 23, 589-609.

X3 = Κέρδη προ τόκων και φόρων / ενεργητικό

X4 = χρηματιστηριακή αξία / λογιστική αξία Ιδίων Κεφαλαίων

X5 = πωλήσεις / ενεργητικό, και

Z = Γενικός Δείκτης Αξιολόγησης

Ακόμα, υπάρχει μια ευρεία παραλλαγή μεταξύ των βιομηχανιών στην απόδοση του ενεργητικού, και θα διευκρινίσουμε ένα εναλλακτικό πρότυπο (Z'), χωρίς X5

Επιλογή Δείγματος

Το αρχικό δείγμα αποτελούταν από 66 εταιρίες με 33 εταιρίες σε κάθε ένα από δύο ομάδες: πτωχευμένες και μη. Το γκρουπ των πτωχευμένων ήταν όλες παραγωγικές μονάδες που πτώχευσαν μεταξύ 1946 και 1965. Μια περίοδος είκοσι ετών δεν είναι φυσικά η καλύτερη επιλογή καθώς οι μέσε τιμές των δεικτών και η αξία τους αλλάζουν με τον χρόνο. Ιδανικά, θα προτιμούσαμε να εξετάσουμε έναν κατάλογο δεικτών την περίοδο t προκειμένου να κάνουμε προβλέψεις την ακόλουθη περίοδο ($t+1$). Δυστυχώς, λόγω των περιορισμών στοιχείων εκείνη την περίοδο, δεν ήταν δυνατό

Η πρόσφατη "μεγάλη" δραστηριότητα των πτωχεύσεων παρουσιάζει τώρα έναν πιο εύφορο περιβάλλον. Αναγνωρίζοντας ότι αυτή η ομάδα δεν είναι απολύτως ομοιογενής (λόγω διαφορετικών κλάδου βιομηχανίας και μεγέθους), έγινε μια προσεκτική επιλογή μη-πτωχευμένων εταιριών. Αυτή η ομάδα αποτελείται από ένα ταξινομημένο δείγμα κατασκευαστικών εταιριών επιλεγμένων σε στρωματοποιημένη τυχαία βάση. Οι εταιρίες στρωματοποιούνται από τη βιομηχανία και από το μέγεθος, με ενεργητικό μεταξύ \$1 και \$25 εκατομμυρίων. Τα στοιχεία που συλλέχθηκαν ήταν από τα ίδια έτη. Για την αρχική επιλογή δείγματος, τα στοιχεία προκύπτουν από τις οικονομικές καταστάσεις μιας ετήσιας περιόδου πριν από την πτώχευση.

Λόγω του μεγάλου αριθμού μεταβλητών που είναι ενδεχομένως σημαντικοί δείκτες των εταιρικών προβλημάτων, ένας κατάλογος 22 πιο χρήσιμων μεταβλητών (δεικτών) συντάχθηκαν για την αξιολόγηση. Από τον αρχικό κατάλογο, πέντε επιλέχθηκαν οι οποίοι φάνηκαν να έχουν συνολικά την μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα στην πρόβλεψη της εταιρικής χρεοκοπίας. Ο προσδιορισμός της στάθμισης των μεταβλητών του μοντέλου έγινε μέσω αλγορίθμων υπολογιζόμενοι με H/Y και όχι βάση της κρίσης του αναλυτή. Κατά

συνέπεια, η στάθμιση θα αλλάξει άμα αλλάξει το δείγμα ή χρησιμοποιηθούν νέες μεταβλητές.

Δοκιμή του μοντέλου σε νεότερα δείγματα

Στις επόμενες δοκιμές εξετάσαμε 86 χρεοκοπημένες επιχειρήσεις από το 1969-1975, 110 πτωχεύσεις μεταξύ 1976-1995 και 120 μεταξύ 1997-1999. Διαπιστώσαμε ότι το ZScore μοντέλο είχε ακρίβεια μεταξύ 82% και 96% (βλ. Σχήμα 3). Στις επαναλαμβανόμενες δοκιμές, η ακρίβεια του μοντέλου στα δείγματα χρεοκοπημένων

Εταιριών ήταν κοντά στο 80-90%, βασισμένος στα στοιχεία μιας οικονομικής περιόδου προ της πτώχευσης. Το type II error (ταξινομεί την εταιρία λανθασμένα ως υπό πτώχευση), εντούτοις, έχει αυξηθεί ουσιαστικά τα τελευταία χρόνια κατά τουλάχιστον 25% για όλες τις εταιρείες που έχουν z-score κάτω από 1.81. Το μοντέλο ήταν 100% ακριβές όταν τα αποτελέσματα ήταν κάτω από 1,81 ή επάνω από 2.99.

Figure 3					
Classification & Prediction Accuracy					
Z-Score (1968) Credit Scoring Model*					
<u>Year Prior To Failure</u>	<u>Original Sample (33)</u>	<u>Holdout Sample (25)</u>	<u>1969-1975 Predictive Sample (86)</u>	<u>1976-1995 Predictive Sample (110)</u>	<u>1997-1999 Predictive Sample (120)</u>
1	94% (88%)	96% (92%)	82% (75%)	85% (78%)	94% (84%)
2	72%	80%	68%	75%	74%
*Using 2.67 as cutoff score (1.81 cutoff accuracy in parenthesis)					

6. Προσαρμογή για την εφαρμογή των ιδιωτικών (OTC) εταιριών

Το z-score είναι ένα μοντέλο για διαπραγματεύσιμες εταιρείες και οι ειδικές ρυθμίσεις του δεν είναι επιστημονικά έγκυροι. Παραδείγματος χάριν, η προφανέστερη τροποποίηση είναι να αντικατασταθεί η αγοραία αξία των ΙΚ με την λογιστική.

Ύστερα από μία επανεκτίμηση του μοντέλου με υποκατάσταση της αγοραίας αξίας με την λογιστική άλλαξε η στάθμιση των υπάρχοντων μεταβλητών και προέκυψε η κάτωθι νέα εξίσωση:

$$Z'' = 0.717(X1) + 0.847(X2) + 3.107(X3) + 0.420(X4) + 0.998(X5)$$

Η αμέσως επόμενη τροποποίηση του μοντέλου αξιολογεί τα χαρακτηριστικά και την ακρίβεια του χωρίς την μεταβλητή X5 (πωλήσεις/συνολικό ενεργητικό), προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η πιθανή επίδραση βιομηχανίας που είναι πιθανότερη να πραγματοποιηθεί. Επιπλέον, έχουμε χρησιμοποιήσει αυτό το υπόδειγμα για να αξιολογήσουμε την οικονομική υγεία των εταιριών εκτός ΗΠΑ.

Ειδικότερα, οι Altman, Hartzell και Peck [1995, 1997] έχουν εφαρμόσει αυτό το τροποποιημένο υπόδειγμα και στις αναδυόμενες αγορές (emergency markets) corporates,

Ειδικά στις μεξικάνικες εταιρίες που είχαν εκδώσει τα Eurobonds σε δολάρια ΗΠΑ. η λογιστική αξία της δικαιοσύνης χρησιμοποιήθηκε για X4 σε αυτήν την περίπτωση.

Η λογιστική αξία των ΙΚ χρησιμοποιήθηκε για τον σκοπό αυτό.

Το νέο μοντέλο Z'' score είναι:

$$Z'' = 6,56 (X1) + 3,26 (X2) + 6,72 (X3) + 1,05 (X4)$$

Όπου τα ζ''-αποτελέσματα κάτω από 1,10 δείχνουν μία άσχημη κατάσταση..

Στο μοντέλο για τις αναδυόμενες αγορές (EM), προσθέσαμε έναν σταθερό όρο + 3,25 ώστε να τυποποιηθούν τα αποτελέσματα με ένα αποτέλεσμα ίσο του μηδενός (0) εξισωμένο με ένα D (default) κατηγοριοποιημένο ομόλογο. Στο σχήμα 5 φαίνονται οι ισοτιμίες για την αξιολόγηση των ομολόγων.

Figure 5	
US Bond Rating Equivalent Based on EM Score	
$Z' = 3.25 + 6.56 (X_1) + 3.26 (X_2) + 6.72 (X_3) + 1.05 (X_4)$	
US Equivalent Rating	Average EM Score
AAA	8.15
AA+	7.60
AA	7.30
AA-	7.00
A+	6.85
A	6.65
A-	6.40
BBB+	6.25
BBB	5.85
BBB-	5.65
BB+	5.25
BB	4.95
BB-	4.75
B+	4.50
B	4.15
B-	3.75
CCC+	3.20
CCC	2.50
CCC-	1.75
D	0

Source: In-Depth Data Corp.; average based on more than 750 U.S. Corporates with rated debt outstanding; 1995 data.

Ο Mester (1997)¹³ τεκμηριώνει τη διαδομένη χρήση των υποδειγμάτων μέτρησης πιστωτικού κινδύνου σημειώνοντας: 97 % των τραπεζών χρησιμοποιούν υποδείγματα για να εγκρίνουν αιτήσεις πιστωτικών καρτών, ενώ 70 % των τραπεζών χρησιμοποιούν τέτοια υποδείγματα στον δανεισμό μικρών επιχειρήσεων .

Υπάρχουν τέσσερις μεθοδολογικές μορφές πολυμεταβλητών υποδειγμάτων μέτρησης πιστωτικού κινδύνου:

- (1) το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, (Linear Probability Model)
- (2) το πρότυπο logit,
- (3) το probit πρότυπο, και
- (4) το υπόδειγμα διακριτικής ανάλυσης (Discriminant Analysis Model)

Όλα αυτά τα μοντέλα προσδιορίζουν τις οικονομικές μεταβλητές που έχουν σημαντική στατιστική επεξηγηματική δύναμη στην διαφοροποίηση υπό πτώχευση εταιριών και μη.

¹³ Mester, L.J., 1997, What's the point of credit scoring? Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review September/October, 3-16.

► Υπόδειγμα γραμμικής πιθανότητας (linear probability model)

Στο Υπόδειγμα εκτιμάται μία συνάρτηση της μορφής:

$$Z = a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n$$

όπου $Z =$ διακριτή μεταβλητή που παίρνει τιμή 1 αν ο πιστούχος έχει πτωχεύσει ή 0 αν δεν έχει πτωχεύσει

$X_i =$ οι επιλεγέντες χρηματοοικονομικοί δείκτες

Η συνάρτηση εκτιμάται με βάση ιστορικά στοιχεία και για κάθε νέο πιστούχο υπολογίζεται το Z -score που θεωρείται και ως πιθανότητα πτώχευσης.

► Logit ή Probit Υποδείγματα

Το πρόβλημα του υποδείματος γραμμικής πιθανότητας είναι ότι δεν μπορεί να εξασφαλισθεί ότι η τιμή του Z θα κυμαίνεται στο διάστημα $(0,1)$. Τα Logit και Probit υποδείγματα θεωρούν ότι η πιθανότητα κατανέμεται σύμφωνα με την λογαριθμική και την κανονική αντίστοιχα κατανομή και οι τιμές της περιορίζονται στο ζητούμενο διάστημα. Για το υπόδειγμα logit, αθροιστική πιθανότητα πτώχευσης υπολογίζεται από τον τύπο:

$$F(Z) = 1 / (1 + e^{-Z})$$

όπου $e =$ η βάση του Νεπέριου λογαρίθμου

$Z =$ το Z -score του πιστούχου

► Discriminant Analysis

Η discriminant analysis είναι τεχνική ταξινόμησης των πιστούχων σε δύο κατηγορίες (πχ αξιόπιστοι πελάτες / μη αξιόπιστοι πελάτες) ανάλογα με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά κάθε κατηγορίας. Ως 1^ο βήμα για την εφαρμογή της μεθόδου, εκτιμάται η εξίσωση της μορφής :

$$Z = a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n$$

η οποία μπορεί να διακρίνει με τον καλύτερο τρόπο τους πιστούχους των 2 κατηγοριών. Κριτήριο εκτίμηση αποτελεί η μεγιστοποίηση των διακυμάνσεων μεταξύ των 2 κατηγοριών και ταυτόχρονα η ελαχιστοποίηση των διακυμάνσεων μέσα σε κάθε κατηγορία. Στην συνέχεια υπολογίζεται το Z-score όλων των πιστούχων και κατατάσσονται με αύξουσα σειρά. Επιλέγεται το σημείο διαχωρισμού (cut-off point) που διακρίνει καλύτερα τις 2 κατηγορίες, συνήθως το μέσο Z των μέσων Z-scores κάθε κατηγορίας. Για κάθε νέο πιστούχο, υπολογίζεται το Z-score και ανάλογα ταξινομείται στην κατάλληλη κατηγορία.

Ορισμένες προσπάθειες για την ανάπτυξη υποδειγμάτων credit scoring έχουν γίνει για την Ελληνική Αγορά.

Οι Papoulias, Theodosiou (1992),¹⁴ χρησιμοποιούν δείγμα 33 επιχειρήσεων που πτώχευσαν μεταξύ των ετών 1982 – 1985 και 68 υγιών επιχειρήσεων, και ένα από τα εναλλακτικά υποδείγματα που εκτιμώνται είναι :

$$Z = 0,0146 - 0,03269 X_1 - 0,08995 X_2 - 0,98207 X_3 + 0,8952 X_4 \text{ (LPM)}$$

$$Z = -4,6658 - 1,9008 X_1 - 42,412 X_2 - 7,3650 X_3 + 10,336 X_4 \text{ (Logit)}$$

$$Z = -5,4320 - 1,7358 X_1 - 44,452 X_2 - 7,6009 X_3 + 11,176 X_4 \text{ (Probit)}$$

όπου X_1 = κυκλοφορούν ενεργητικό/τρέχουσες υποχρεώσεις

X_2 = καθαρά κέρδη/σύνολο ενεργητικού

X_3 = μικτά κέρδη/σύνολο ενεργητικού

X_4 = ξένα κεφάλαια/σύνολο ενεργητικού

¹⁴ Theodosiou, P., and Papoulias, C. 1988. Problematic firms in Greece: An evaluation using corporate failure prediction models. *Studies in Banking and Finance* supplement to the *Journal of Banking and Finance* 7: 47-55.

Με τον προσδιορισμό των παραμέτρων του υποδείγματος, ορίζεται για τους πιθανούς δανειολήπτες ένα Z- Score αποτέλεσμα αξιολογώντας τους ως καλούς ή κακούς.

Το ίδιο το Z-score πάντως μπορεί να μετατραπεί σε μια πιθανότητα πτώχευσης (PD).

Τα πιστωτικά μοντέλα είναι σχετικά ανέξοδα στην εφαρμογή τους και δεν πάσχουν από την υποκειμενικότητα και την ασυνέπεια των έμπειρων συστημάτων.(expert systems).

Ο πίνακας 1 παρουσιάζει τη διάδοση αυτών των προτύπων σε όλο τον κόσμο, όπως ερευνήθηκαν από τους Altman και Narayanan (1997).¹⁵

Αυτό που είναι εντυπωσιακό δεν είναι τόσο οι διαφορές μεταξύ των υποδειγμάτων στις διάφορες χώρες διαφορετικών μεγεθών και σε διάφορα στάδια ανάπτυξης, αλλά μάλλον οι ομοιότητές τους. Οι περισσότερες μελέτες διαπίστωσαν ότι οι οικονομικές δείκτες που μετρούν την αποδοτικότητα, μόχλευση και την ρευστότητα είχαν την μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα στη διαφοροποίηση υγιών/προβληματικών εταιριών. Τα μειονεκτήματα των πιστωτικών υποδειγμάτων είναι:

1) Η υπόθεση της γραμμικότητας όπου η πορεία προς την πτώχευση καθώς και οι σταθμισμένοι δείκτες μπορεί να είναι μη – γραμμικοί.

2) Η στατικότητα του μοντέλου.

Με εξαίρεση του δείκτη αγοραίας αξίας των ΙΚ, το μοντέλο βασίζεται σε λογιστικές παρατηρήσεις. Στις περισσότερες χώρες, οι λογιστικές πληροφορίες απεικονίζονται σε συγκεκριμένες περιόδους .

Η διακριτή ανάλυση εγκαθιστά μια γραμμική συνάρτηση επεξηγηματικών μεταβλητών στα ιστορικά στοιχεία πτωχευμένων εταιριών. Επιπλέον, όπως φαίνεται στον πίνακα 1, οι επεξηγηματικές μεταβλητές κυρίως περιορίζονται στα στοιχεία των ισολογισμών. Αυτά τα στοιχεία ενημερώνονται σπάνια και καθορίζονται από δεδομένες και στατικές λογιστικές διαδικασίες , παρά από την αξιολόγηση αγοράς.

3) Η δυνατότητα εξαξωγής εγκαίρων σημάτων πτώχευσης.

Έίναι αμφισβητήσιμο αν μπορεί το Z-score μοντέλο να εκτιμήσει τον αναμενόμενο κίνδυνο για μία εταιρεία που χειροτερεύει ταχύτατα (π.χ. Στην Ασιατική κρίση).

¹⁵ Altman, E.I., Narayanan, P., 1997, An international survey of business failure classification models. Financial Markets, Institutions and Instruments 6.

Ενώ το μοντέλο του Altman είχε το 1970 ¹⁶ καλά αποτελέσματα μέχρι και 3 χρόνια πριν την πτώχευση, είχε χαμηλή απόδοση στην οικονομία της Βραζιλίας το 1996.

4) Η ύπαρξη καλής προβλεπτικής ικανότητας και για εταιρείες εκτός του δείγματος.

5) Τέλος, υπάρχει συχνά περιορισμένη οικονομική θεωρία ως προς το γιατί ένας συγκεκριμένος οικονομικός δείκτης θα ήταν χρήσιμος στην πρόβλεψη της πτώχευσης.

Αντίθετα, τα σύγχρονα μοντέλα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου είναι πιο σταθερά και βασισμένα στην οικονομική θεωρία.

3. Σύγχρονες προσεγγίσεις στη μέτρηση πιστωτικού κινδύνου

Οι σύγχρονες μεθοδολογίες της μέτρησης πιστωτικού κινδύνου μπορούν να διαιρεθούν σε δύο εναλλακτικές προσεγγίσεις βάσει της της διεθνούς ακαδημαϊκής βιβλιογραφίας αποτίμησης κεφαλαιακών στοιχείων: ¹⁷

- 1) η *θεωρητική δομική προσέγγιση βάσει δικαιωμάτων κατά Merton* (option theory model)¹⁷
- 2) η προσέγγιση βάσει που χρησιμοποιεί βασισμένα στην ένταση μοντέλα για να υπολογιστούν τα πιθανολογικά ποσοστά κινδύνου, από τους Jarrow, Lando, και Turnbull.¹⁸

Αυτές οι δύο σχολές προτείνουν διαφορετικές μεθοδολογίες για την εκτίμηση των πιθανοτήτων πτώχευσης. Η option theory προσέγγιση μοντελοποιεί την οικονομική διαδικασία πτώχευσης, ενώ τα υποδείγματα μειωμένης μορφής αποσυνθέτουν τις επικίνδυνες τιμές των δανείων προκειμένου να υπολογιστεί η τυχαία ελλοχεύουσα διαδικασία της υποκείμενης πτώχευσης.

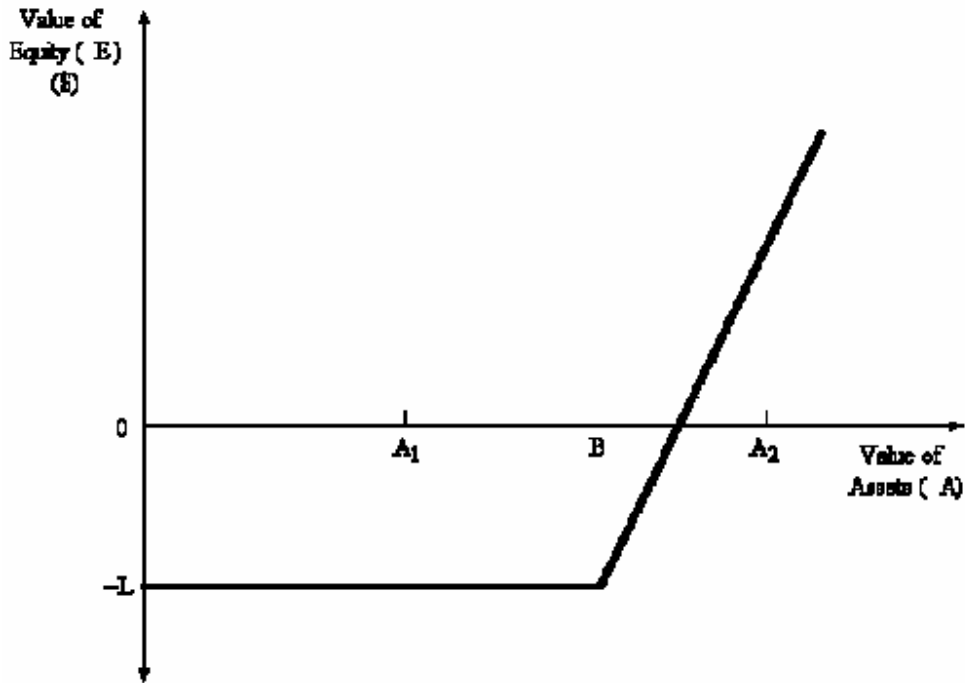
¹⁶ Altman, E.I., Baidya, T., and Riberio-Dias, L.M., 1979, Assessing potential financial problems of firms in Brazil, *Journal of International Business Studies*, Fall.

¹⁷ Merton, R.C., 1974, On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *Journal of Finance* 29, 449-470.

¹⁸ Jarrow, R., Lando, D., Turnbull, S., 1997, A Markov model for the term structure of credit spreads. *Review of Financial Studies* 10, 481-523.

Figure 1

Figure 4.3 Equity as a call option on a firm.



3.1 Δομικά μοντέλα

Ο Merton ¹⁹ παρομοιάζει την μετοχή μίας εταιρείας σαν το δικαίωμα αγοράς των στοιχείων του ενεργητικού (έστω A) με τιμή εξάσκησης ίση με τα στοιχεία του παθητικού της εταιρείας (έστω D). Εάν στη λήξη (συμπίπτει με την λήξη των στοιχείων του παθητικού της εταιρείας, τα οποία υποτίθεται ότι είναι ρευστοποιήσιμα) η αγοραία αξία του ενεργητικού της εταιρείας είναι μεγαλύτερη από την αξία του δανεισμού της, τότε οι μέτοχοι της εταιρείας θα εξασκήσουν το δικαίωμα επαναγοράς των στοιχείων του ενεργητικού της εταιρείας, ξεπληρώνοντας ταυτόχρονα το χρέος τους.

Σε αντίθετη περίπτωση, ($A < D$), δεν θα εξασκηθεί το δικαίωμα αγοράς και οι μέτοχοι της εταιρείας θα πτωχεύσουν. Κατά συνέπεια, η πιθανότητα της πτώχευσης μέχρι τη λήξη (ίση σε διάρκεια με το καθαρό προεξοφλημένο χρέος της εταιρείας, έστω ένα έτος) είναι ίση με την πιθανότητα ότι δεν θα εξασκηθεί το δικαίωμα στην λήξη του. Για τον προσδιορισμό της πιθανότητας πτώχευσης εκτιμούμε το δικαίωμα αγοράς. Χρησιμοποιούμε μια επαναληπτική

¹⁹ Merton, R.C., 1974, On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. Journal of Finance 29, 449-470.

μέθοδο για να υπολογίσουμε τις απαραίτητες μεταβλητές που καθορίζουν την αξία του call option, και ειδικότερα, A (η αγοραία αξία των στοιχείων του ενεργητικού και σ_A (η διακύμανση των στοιχείων του ενεργητικού).

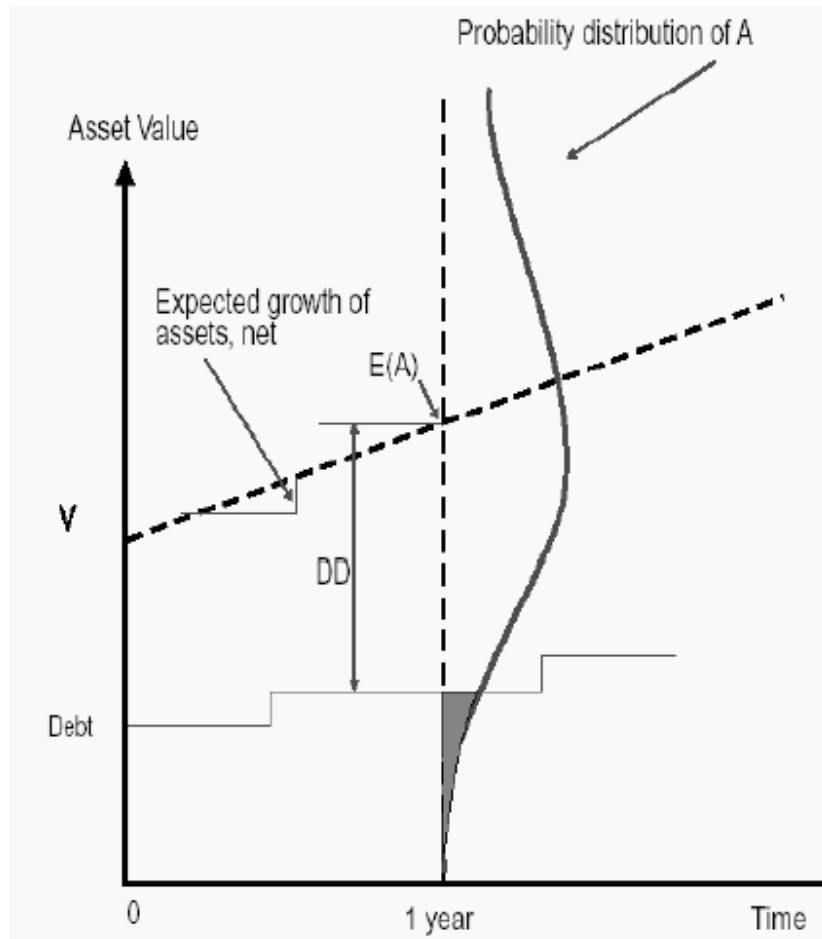
Αυτές οι τιμές των A και σ_A συνδυάζονται με το ποσό των δανειακών υποχρεώσεων D και πρέπει να αποπληρωθούν σε έναν δεδομένο ορίζοντα προκειμένου να υπολογιστεί η «απόσταση από την πτώχευση» της εταιρίας :

$$\text{Distance to Default (denoted } DD = \frac{A - D}{A * \sigma_A}.$$

$$\text{Distance to Default} = \frac{(\text{Market Value of Assets}) - (\text{Debt})}{(\text{Market Value of Assets}) \times (\text{Volatility of Assets})}$$

Η απόσταση από τον κίνδυνο που φαίνεται στο Σχήμα 2, αντιπροσωπεύει τον αριθμό των τυπικών αποκλίσεων μεταξύ του ΚΕ και των δανειακών υποχρεώσεων. Όσο υψηλότερο το DD, τόσο χαμηλότερη η πιθανότητα πτώχευσης. Για να μετατραπεί η dd σε μια εκτίμηση της πιθανότητας πτώχευσης, ο Merton (1974) υποθέτει ότι οι τιμές των στοιχείων του ενεργητικού κατανέμονται λογαριθμοκανονικά. Από την στιγμή που η υπόθεση της κατανομής παραβιάζεται συχνά στην πράξη, άλλα δομικά μοντέλα χρησιμοποιούν εναλλακτικές προσεγγίσεις για να χαρτογραφήσουν το dd σε μια πιθανότητα εκτίμησης της πτώχευσης. Παραδείγματος χάριν, η KMV υπολογίζει μια εμπειρική πιθανότητα πτώχευσης χρησιμοποιώντας ιστορικά αντίστοιχα δεδομένα.

Figure 2



$$DD = \frac{(\text{Market Value of Assets}) - (\text{Debt})}{(\text{Market Value of Assets}) \times (\text{Volatility of Assets})}$$

3.2 KMV's Credit Manager

Το DD μετατρέπεται σε pd με τον καθορισμό της πιθανότητας ότι τα στοιχεία της εταιρίας θα διαπεράσουν το dd κατά τη διάρκεια της περιόδου πιστωτικού ορίζοντα.. Η KMV χρησιμοποιεί μια ιστορική βάση δεδομένων προκειμένου να καθοριστεί μια εμπειρική εκτίμηση του pd , γνωστή ως αναμενόμενη συχνότητα πτώχευσης (EDF).

Για παράδειγμα, τα ιστορικά στοιχεία δείχνουν ότι οι εταιρίες με dd ίσο με 4 έχουν έναν μέσο ιστορικό ποσοστό πτώχευσης ίσο με 1%. Κατά συνέπεια, η KMV προσδιορίζει μια EDF του 1% στις εταιρίες με dd ίσο με 4.

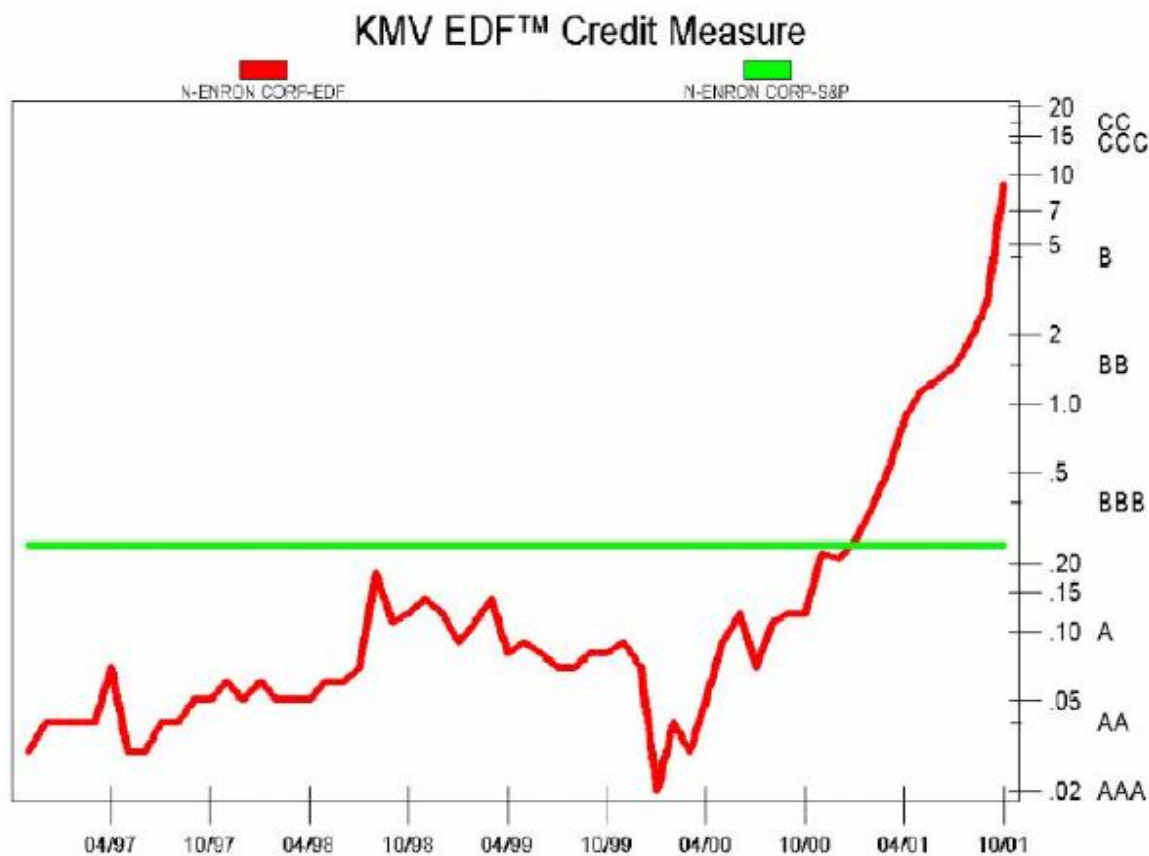
Εάν $dd > 4$ ($dd < 4$), τότε η KMV EDF είναι μικρότερη (μεγαλύτερη) από 1%. Οι EDF βαθμολογούνται σε μια κλίμακα από 0% ως 20%.

Επειδή τα αποτελέσματα KMV EDF λαμβάνονται από τις τιμές των ΙΚ, είναι πιο ευαίσθητα σε μεταβαλλόμενες οικονομικές συνθήκες από τις εξωτερικές πιστωτικές εκτιμήσεις (external credit ratings) που στηρίζονται κυρίως σε λογιστικά δεδομένα. Το σχήμα 1 επεξηγεί αυτό για την περίπτωση της εταιρίας Enron. Τον Δεκέμβριο 2001, η εταιρία Enron κήρυξε πτώχευση. Λαμβάνοντας υπόψη ότι η αξία του ενεργητικού της Enron εκτιμούταν σε \$49.53 δισεκατομμύρια, αυτή ήταν η μεγαλύτερη καταγραφή πτώχευσης στην ιστορία των ΗΠΑ. Για την περίοδο προ της πτώχευσης, η τιμή της μετοχής της Enron έπεφτε, απεικονίζοντας τις αρνητικές πληροφορίες για το χρηματοοικονομική κατάσταση της εταιρίας, τις πιθανές άγνωστες συγκρούσεις συμφερόντων, και τις μικρές προοπτικές για μια συγχώνευση με την Dynegy Inc. Όμως, όπως το σχήμα 2 παρουσιάζει, οι εκτιμήσεις της S&P έμειναν σταθερές καθ' όλη τη διάρκεια της περιόδου από το τέλος του 1996 μέχρι τις 28 του Νοεμβρίου 2001, όταν το χρέος της Enron υποβιβάστηκε σε «Junk» κατάσταση, μόλις λίγες ημέρες πριν από την πτώχευση.

Αντίθετα, τα αποτελέσματα της KMV EDF παρείχαν έγκαιρη προειδοποίηση της επιδεινωμένης πιστωτικής ποιότητας απ τον Ιανουάριο του 2000, με μια χαρακτηρισμένη αύξηση στην EDF μετά από τον Ιανουάριο του 2001, ένδεκα μήνες πριν από την καταγραφή της πτώχευσης .Allen²⁰

²⁰ Allen, L., 2002, Credit Risk Modelling of Middle Market presented at the Wharton conference on Credit Risk Modeling and Decisioning, May 29-30, 2002..

Figure 1



Source: Allen L. (2002)

3.3 Υπολογισμός των αποτελεσμάτων KMV EDF για τις ιδιωτικές εταιρίες

Οι ιδιωτικές εταιρίες (όχι δημόσια διαπραγματεύσιμες) δεν διαθέτουν μια σειρά τιμών των ΙΚ που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να υπολογιστεί η αξία του ενεργητικού. Επομένως, το υπόδειγμα της KMV για τις ιδιωτικές εταιρίες απαιτεί τέσσερα επιπρόσθετα βήματα που προηγούνται της εκτίμησης της dd της εταιρίας και είναι τα εξής:

Βήμα 1: Υπολογισμός των Κερδών προ τόκων, φόρων και αποσβέσεων (EBITDA) για την ιδιωτική εταιρεία P που ανήκει στον I βιομηχανικό κλάδο.

Βήμα 2: Υπολογισμός του μέσου πολλαπλασίου των ΙΚ για τη βιομηχανία I διαιρώντας την μέση αγοραία αξία των ΙΚ της βιομηχανίας με το μέσο βιομηχανικό EBITDA.

Βήμα 3: Λήψη μιας εκτίμησης της αγοραίας αξίας των ΙΚ της εταιρείας P, πολλαπλασιάζοντας το πολλαπλάσιο των ΙΚ της βιομηχανίας από το βήμα 2 με το EBITDA της εταιρείας P.

Βήμα 4: Το ενεργητικό της P είναι ίσο με την εκτίμηση της αγοραίας αξίας των ΙΚ από το βήμα 3 συν την λογιστική αξία του χρέους της P.

Μόλις υπολογιστεί η αξία του ενεργητικού της ιδιωτικής εταιρίας, το υπόδειγμα που ισχύει για εισηγμένες εταιρείες μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αξιολογήσει το call option των ΙΚ της εταιρείας και να προσδιορισθεί η EDF της KMV.

3.3 Υποδείγματα εντάσεως-βασισμένα (Intensity-Based Models) μέτρησης του πιστωτικού κινδύνου

Η πτώχευση εμφανίζεται μετά από την επαρκή έγκαιρη προειδοποίηση στο structural μοντέλο του Merton. Δηλαδή η πτώχευση εμφανίζεται μόνο μετά από μια βαθμιαία κάθοδο (διάχυση) στην αξία του ενεργητικού (assets) στο σημείο πτώχευσης (ίσο με το επίπεδο δανεισμού). Αυτή η διαδικασία υπονοεί ότι η πιθανότητα της πτώχευσης πλησιάζει σταθερά το μηδέν όσο επέρχεται η λήξη, κάτι που δεν παρατηρείται στις εμπειρικές δομές των πιστωτικών περιθωρίων. Τα πιο ρεαλιστικά πιστωτικά περιθώρια λαμβάνονται από μοντέλα εντάσεως (Intensity-Based Models).

Δηλαδή ενώ τα structural μοντέλα προβλέπουν την πτώχευση ως την έκβαση μιας βαθμιαίας διαδικασίας επιδείνωσης της αξίας του ενεργητικού, τα εντάσεως -βασισμένα υποδείγματα βλέπουν την πτώχευση ως ένα ξαφνικό, απροσδόκητο γεγονός, παράγοντας με αυτόν τον τρόπο εκτιμήσεις της πιθανότητας πτώχευσης που είναι πιο σύμφωνες με τις εμπειρικές παρατηρήσεις.

Σε αντίθεση με τα structural μοντέλα, τα εντάσεως-βασισμένα δεν διευκρινίζουν την οικονομική διαδικασία που οδηγεί σε πτώχευση. Η πτώχευση διαμορφώνεται ως διαδικασία ενός σημείου και εμφανίζεται τυχαία με μία πιθανότητα που καθορίζεται από την ένταση ή "τον κίνδυνο". Τα Εντάσεως -βασισμένα μοντέλα προσδιορίζουν τα περιθώρια πίστωσης σε χρέη εταιριών υπό πτώχευση για να εξακριβώσουν και την πιθανότητα πτώχευσης (υπό την προϋπόθεση απουσίας πτώχευσης πριν από το χρόνο τ) και το LGD (που ισούται με 1 μείον

το ποσοστό αποκατάστασης ή Recovery rate). Κατά συνέπεια, τα ένταση-βασισμένα μοντέλα είναι πλήρως εμπειρικά, χρησιμοποιώντας παρατηρήσιμες τιμές «επικίνδυνων» χρεών (και τα περιθώρια πίστωσης) προκειμένου να εξακριβωθεί η στοχαστική διαδικασία που κυβερνά την πτώχευση. Επειδή το πιστωτικό περιθώριο (γνωστό και ως περιθώριο επιτοκίου πάνω στο R_f) μπορεί να αντιμετωπισθεί ως μέτρο του αναμενόμενου κόστους της πτώχευσης, μπορούμε να το εκφράσουμε ως ακολούθως :

$$CS = PD \times LGD$$

όπου CS = το πιστωτικό περιθώριο επί του επικίνδυνου δανείου = απόδοση του επικίνδυνου δανείου μείον το R_f .

PD = η πιθανότητα πτώχευσης,

LGD = the loss given default = $1 -$ το ποσοστό αποκατάστασης(recovery rate)

Οι διαφορετικές υποθέσεις χρησιμοποιούνται για να διαλευκάνουν το PD από το LGD στο παρατηρούμενο περιθώριο πίστωσης.

Οι DAS και Tufano (1996) λαμβάνουν το pd χρησιμοποιώντας μια ντετερμινιστική συνάρτηση έντασης και υποθέτουν ότι το LGD συσχετίζεται με το default risk-free spot rate.

Οι Longstaff και Schwartz (1995) χρησιμοποιούν ένα διμεταβλητό υπόδειγμα που προσδιορίζει μια αρνητική σχέση μεταξύ της στοχαστικής διαδικασίας που προσδιορίζει τα πιστωτικά περιθώρια και τα επιτόκια άνευ κινδύνου πτώχευσης. Οι Jarrow και Turnbull²¹ υποθέτουν ότι το ποσοστό αποκατάστασης είναι μία γνωστή αξία της ονομαστικής αξίας του ομολόγου στην λήξη του, ενώ οι Duffie και Singleton (1998) υποθέτουν ότι το ποσοστό αποκατάστασης είναι μία γνωστή αξία της ονομαστικής αξίας του ομολόγου ακριβώς πριν από την πτώχευση. Σύμφωνα με τους Duffie και Singleton (1999), τα pd και LGD διαμορφώνονται σαν μία συνάρτηση των οικονομικών μεταβλητών.

Ο Kamakura στο δικό του μοντέλο το οποίο βασίζεται στον Jarrow (2001), χρησιμοποιεί τα IK όσο και το ύψος του δανείου για τον προσδιορισμό του PD από το LGD .

²¹ Jarrow, R.A., Turnbull, S.M., 1995, Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk. Journal of Finance 50, 53-85.

4. Υποδείγματα έκθεσης σε κίνδυνο (Exposure Models)

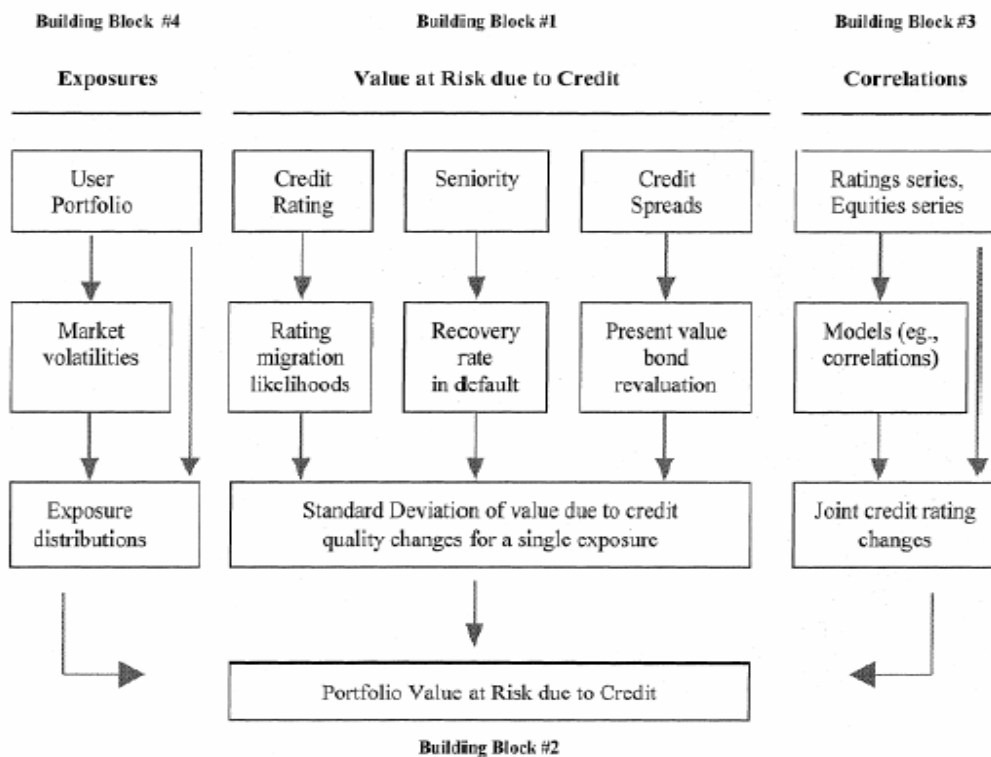
Αυτά τα μοντέλα υπολογίζουν την υποθετική πιστωτική έκθεση σε μία πτώχευση, και θεωρούνται κατά συνέπεια συμπληρώματα σε όλα τα ανωτέρω μοντέλα. Δηλαδή είναι δηλώσεις για το μέγεθος του κινδύνου σε μια δεδομένη δραστηριότητα και όχι η πιθανότητα της πτώχευσης τους. Είναι σημαντικοί υπολογισμοί για τους δανειστές που επεκτείνουν "τις γραμμές πίστωσης τους", σε αντιδιαστολή με τα ολοκληρωτικά δάνεια, καθώς επίσης και για τα παράγωγα όπως τα swaps. Τα Exposure models περιλαμβάνουν επίσης τις εκτιμήσεις του recovery rate που ποικίλουν ανάλογα τις εξασφαλίσεις, την διάρκεια ζωής της επιχείρησης, και τον κλάδο δραστηριότητας. Για τα μεμονωμένα δάνεια είναι συνήθως εμπειροτεχνικές μέθοδοι βασισμένες στη στατιστική ανάλυση (π.χ., αποκατάσταση 50% για τα δάνεια εξασφαλισμένα με ακίνητη περιουσία).

Είναι εκτενής η βιβλιογραφία για την προσέγγιση στα πρόσφατα εγχειρίδια πάνω στα παράγωγα, και οι υποθέσεις του ποσοστού αποκατάστασης θέτονται κυρίως μέσω συμβούλων με εμπειρία στη βιομηχανία, δημοσιεύσεις της Moody's και άλλες βιομηχανικές έρευνες.

5. Υποδείγματα χαρτοφυλακίων (Portfolio Models)

Όπως και τα υποδείγματα έκθεσης σε κίνδυνο, αυτά είναι συμπληρώματα στα εργαλεία εκτίμησης υποχρεώσεων, όχι υποκατάστατα. Με δεδομένες τις πιθανότητες πτώχευσης και την έκθεση για κάθε συναλλαγή σε ένα χαρτοφυλάκιο, μια σύνοψη είναι απαιτητή, και αυτό δεν οφείλεται απλά σε συσχετίσεις και στην ασυμμετρία της αποπληρωμής των δανείων. Πρέπει να χρησιμοποιήσουμε τις συσχετίσεις αυτών των εκθέσεων και να υπολογίσουμε έπειτα την αξία των χαρτοφυλακίων, όπως η 99,9% δυσμενής αξία του χαρτοφυλακίου. Τα μοντέλα είναι περισσότερο περίπλοκα από απλούς υπολογισμούς χαρτοφυλακίων κεφαλαίων λόγω της πολύ ασυμμετρικής φύσης των αποδόσεων των δανείων σε αντιδιαστολή με τις αποδόσεις των ΙΚ. Ως παραδείγματα αναφέρονται οι μέθοδοι Var, (αναλύεται παρακάτω), Credit-Metrics (Σχήμα 3), Credit-Risk+ και οι εκτιμήσεις των σχετικών γραφείων (rating agency) για την αξιολόγηση της διαφοροποίησης στα CDOs (collateralised debt obligations).

Figure 3



Source: JP Morgan, (CreditMetrics / Credit Var I framework: The four building blocks)

5.1 Η μέθοδος VALUE at RISK

Μία νέα μέθοδος διαχείρισης αγοράς, η αποδοχή της οποία αυξάνει με ιλιγγιώδεις ρυθμούς στα Τραπεζικά Ιδρύματα, είναι η προσέγγιση «Value At Risk» (VAR.). Με βάση την νέα αυτή προσέγγιση, η οποία έχει προσδώσει μία νέα διάσταση και φιλοσοφία σε όλα τα επίπεδα διαχειρίσεως των χρηματοπιστωτικών και μη ιδρυμάτων, έχει αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια

μία διαλεκτική, σε θεωρητικό καταρχάς επίπεδο, για ένα νέο είδος παραγώγων, των VaR παράγωγων προϊόντων.

Η προσέγγιση VaR παρέχει ένα στατιστικό μέτρο κινδύνου, το οποίο χρησιμοποιείται για την εκτίμηση του κινδύνου αγοράς ενός χαρτοφυλακίου, για το οποίο δεν υπάρχουν διαθέσιμα ιστορικά στοιχεία τιμών.

ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 1 : VALUE AT RISK (G-30)



Πιο συγκεκριμένα, αποτελεί μία στατιστική εκτίμηση, η οποία υπολογίζει, μέσα σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα εμπιστοσύνης (95%), το χρηματικό ποσό σε ένα συγκεκριμένο νόμισμα, το οποίο ένα χαρτοφυλάκιο ή ένα ίδρυμα αντέχει ανώδυνα να χάσει μέσα σε ένα συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα, εξαιτίας των δυνητικών μεταβολών στις αγοραίες τιμές των υποκείμενων τίτλων (Jorion, 1996). Το πιθανό χρονικό διάστημα της ανάλυσης μπορεί να είναι μόνο μία ημέρα για τις περισσότερες θέσεις διαπραγμάτευσης ή ακόμα και ένας μήνας ή περισσότερο για χαρτοφυλάκια επενδύσεων. Η σημαντικότητα της συγκεκριμένης μεθόδου συνάγεται απ' το ότι αποτελεί την 1^η συλλογική προσπάθεια των συμμετεχόντων στις αγορές και των ρυθμιστικών αρχών (regulators) να δημιουργήσουν μία μεθοδολογία αποτίμησης κινδύνων, είτε πρόκειται για ένα συγκεκριμένο χρεόγραφο, ένα επενδυτικό χαρτοφυλάκιο ή το συνολικό Ισολογισμό ενός Οργανισμού. Στην έκθεση του G-30 (1993), το VaR ορίστηκε ως το καλύτερο μέτρο του κινδύνου αγοράς των εξωχρηματιστηριακών παραγώγων (OTC) καθορίζοντας ένα χρονικό ορίζοντα t δύο εβδομάδων και ένα επίπεδο εμπιστοσύνης p 99%. Επιπλέον, η Τράπεζα Διεθνών Διακανονισμών (BIS) καθόρισε το p 99% (Διάγραμμα 1) και το t σε 10 ημέρες για λόγους

μέτρησης της επάρκειας των κεφαλαίων της κάθε Τράπεζας.² . Για παράδειγμα, το υπολογιζόμενο 99% VAR μίας ημέρας είναι το χρηματικό ποσό –σημείο αναφοράς, έτσι ώστε ένα χαρτοφυλάκιο να αναμένεται να υποστεί ζημίες μικρότερες του συγκεκριμένου ποσού μέσα σε ένα χρονικό διάστημα 99 ημερών σε σύνολο 100. Το χρηματικό ποσό αναφοράς βασίζεται στην τωρινή σύνθεση του χαρτοφυλακίου και στην πρόσφατη συμπεριφορά της αγοράς. Για χαρτοφυλάκια τα οποία δεν διαπραγματεύονται σε καθημερινή βάση, το μέτρο που χρησιμοποιείται για την αποτίμηση των κινδύνων αγοράς είναι το μηνιαίο VaR. Ο ακριβής υπολογισμός του VaR ενός χαρτοφυλακίου εξαρτάται από μία σειρά υποθέσεων που αφορούν:

- 1) Την κατανομή των μεταβολών των τιμών (π.χ. ακολουθούν κανονική κατανομή;)
- 2) Την έκταση κατά την οποία η σημερινή μεταβολή στην τιμή ενός περιουσιακού στοιχείου συσχετίζεται με τις μεταβολές στο παρελθόν.
- 3) Την έκταση κατά την οποία τα χαρακτηριστικά του μέσο και της μέσης απόκλισης τετραγώνου είναι σταθερά στον χρόνο.
- 4) Την αλληλοσυσχέτιση μεταξύ 2 ή περισσότερων διαφορετικών μετατοπίσεων των τιμών.
- 5) Την χρονολογική σειρά στοιχείων, στην οποία εφαρμόζονται οι υποθέσεις;

Η κατανομή πιθανότητας (Probability Distribution) της κερδοφορίας του χαρτοφυλακίου χωρίζεται σε 2 συστατικά μέρη:

A) Εκτίμηση της από κοινού κατανομής πιθανότητας (Joint Probability Distribution) για τους διάφορους παράγοντες κινδύνου (risk factors), οι οποίοι επηρεάζουν την αξία του χαρτοφυλακίου. Οι παράγοντες κινδύνου μπορεί να περιλαμβάνουν επιτόκια, τιμές μετοχών ή συναλαγμ. Ισοτιμίες. Για την συγκεκριμένη κατανομή πιθανότητας υιοθετείται η υπόθεση ότι οι παράγοντες κινδύνου συμμετέχουν σε μία από κοινού κανονική κατανομή μαζί με τις διακυμάνσεις (volatilities) και τις συσχετίσεις (correlations) των τιμών.

Καθορισμός της κατανομής πιθανότητας για την κερδοφορία του χαρτοφυλακίου που βασίζεται στην παραπάνω από κοινού κατανομή και της ευαισθησίας του χαρτοφυλακίου σε κάθε παράγοντα κινδύνου. Η ανάλυση ευαισθησίας του χαρτοφυλακίου εξαρτάται από την

² Jackson, P.D. and W. Peraudin (1997). “Bank Capital and Value-at-Risk”, Journal of Derivatives 4 pp.73-90

παρούσα σύνθεσή του. Με αυτό τον τρόπο η εκτίμηση VaR απεικονίζει την έκθεση του χαρτ/κίου αγοράς .

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΥ ΤΟΥ VaR

Παρά την σπουδαιότητα του VAR ως μέτρου εκτίμησης κινδύνου πρέπει να επισημανθεί ότι αποτελεί μόνο μία στατική εκτίμηση, η οποία βασίζεται συνήθως σε μία κατανομή ιστορικών χρονολογικών στοιχείων και δεδομένων. Αποτελεί δηλαδή μία πρόβλεψη, η οποία εκ φύσεως δεν είναι δυνατό να καθοριστεί με ακρίβεια μέσα σε ένα επίπεδο εμπιστοσύνης 100%. Οι μεθοδολογίες οι οποίες χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της συγκεκριμένης αυτής πρόβλεψης είναι:³

-Υπόδειγμα Ιστορικών τιμών (Historical price modeling).

Σύμφωνα με το συγκεκριμένο υπόδειγμα, επιχειρείται η κατασκευή μίας κατανομής των αποδόσεων ενός χαρτοφυλακίου από μία σειρά μεταβολών των αξιών του, η οποία βασίζεται σε μία δεδομένη χρονολογική σειρά ιστορικών αγοραίων τιμών των βασικών εργαλείων που συνθέτουν το χαρτοφυλάκιο, όπως επιτόκια κατά την αρχή και το τέλος ενός συγκεκριμένου χρονικού ορίζοντα.

- Μέθοδος εκτιμηθείσας διακύμανσης-συνδιακύμανσης

Αφορά την δημιουργία ενός πίνακα (matrix), που περιλαμβάνει 1 σειρά ιστορικών στοιχείων διακύμανσης και συνδιακύμανσης πάνω σε απλουστευμένα χρηματοοικονομικά εργαλεία, και τη μετέπειτα αναγωγή τους στα συστατικά χρεόγραφα που συνθέτουν ένα χαρτοφυλάκιο.

Οι συνολικές χρηματικές ροές, γραμμικές ή μη γραμμικές, μπορούν να μετατραπούν σε ταμειακές ροές μηδενικού τοκομεριδίου (παρούσας αξίας) για απλά εργαλεία και σε ποσά ισοδύναμα του «δέλτα» για παράγωγα εργαλεία σε μία διαδικασία που ονομάζεται χαρτογράφηση χρηματικών ροών. (cash flow mapping). Αυτό αποτελεί τρόπο τυποποίησης των χρηματικών ροών των περισσοτέρων χαρτοφυλακίων με στόχο την διευκόλυνση της διαδικασίας υπολογισμού της VaR.

- Monte Carlo προσημείωση (simulation).

³ βλέπε Duffie & Pan (1997). An overview of Value At Risk, Journal of Derivatives 4 (Spring), pp.7-49

Σε μία προσημείωση κατά Monte Carlo χρησιμοποιούνται τυχαίες (random) αγοραίες τιμές των βασικών εργαλείων για να κατασκευαστεί μια κατανομή των αποδόσεων του χαρτοφυλακίου από μία σειρά μεταβολών των αξιών του, αντί των ιστορικών τιμών. Η συγκεκριμένη μεθοδολογία προσφέρει μία εκτίμηση του VaR για περίπλοκα χαρτοφυλάκια, τα οποία χαρακτηρίζονται από υψηλές τιμές του «γάμα» και σημαντική κυρτότητα. Το VaR ενός χαρτοφυλακίου εκτιμάται από την τυχαία κατασκευή ενός ιστογράμματος των πιθανών κερδών ή ζημιών που θα σημειώσει μέσα σε ένα προκαθορισμένο χρονικό ορίζοντα. Κατά την διαδικασία υπολογισμού, για την επιλογή των τυχαίων τιμών, χρησιμοποιείται ένας συνδυασμός της τεκμαρτής (implied) και της ιστορικής μεταβλητότητας.

- Ανάλυση «Stress».

Η συγκεκριμένη ανάλυση προτάθηκε από το G30 ως επιπρόσθετο εργαλείο των μεθοδολογιών που βασίζονται στο VaR. Αντί της χρήσης ιστορικών αγοραίων τιμών ή τυχαία επιλεγμένων δεδομένων τιμών, δημιουργούνται μία σειρά από σενάρια τιμών για την εξέταση της απόδοσης ενός χαρτοφυλακίου.

ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ VaR

1) Διαχείριση πληροφορόρησης.

Οι πληροφορίες που παρέχει η συγκεκριμένη προσέγγιση χαρακτηρίζονται από απλότητα και σαφήνεια και μπορούν να χρησιμοποιηθούν από τις ρυθμιστικές αρχές, τους μάνατζερ εταιριών και ιδρυμάτων, καθώς και από του εσωτερικούς και εξωτερικούς ελεγκτές.

2) Καθορισμός Ορίων Διαπραγματεύσεως.

Οι Τράπεζες μπορούν να καθορίσουν όρια στους διαπραγματευτές συναλλάγματος και χρεωγράφων σε όρους του VaR, επιπρόσθετα στο σύστημα οριοθέτησης των θέσεων που ισχύει παραδοσιακά. Επιπλέον με την χρήση του VaR είναι δυνατή η σύγκριση θέσεων σε διαφορετικές αγορές ή διαφορετικά προϊόντα σε καθημερινή, μηνιαία και ετήσια βάση.

3) Ανίχνευση της σχέσης κινδύνου –Απόδοσης ενός χαρτοφυλακίου με βάση ένα δείκτη αναφοράς. (benchmark)

4) Κατανομή πόρων.

Οι διαχειριστές κινδύνων, με βάση τις πληροφορίες που παρέχονται, μπορούν να επιλέξουν ή διαφοροποιούν την στρατηγική τους.

Εναρμόνιση με αποφάσεις ρυθμιστικών αρχών. Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα και οι επιχειρήσεις θα πρέπει να εναρμονίσουν τις πρακτικές τους με τις απαιτήσεις κεφαλαιακής επάρκειας και τη δημοσιοποίηση των κινδύνων που λαμβάνουν, όπως ορίζουν οι διάφορες ρυθμιστικές αρχές.

ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ

1) Πρόβλημα επιλογής κατάλληλης μεθόδου για εκτίμηση διακύμανσης των αποδόσεων.

Η μέθοδος της σταθερής μεταβλητότητας έχει δείξει μία αστάθεια της διακύμανσης από ημέρα σε ημέρα και μία μεταβολή της κατά την διάρκεια του χρόνου. Η λύση στο πρόβλημα δόθηκε από την έρευνα του οικονομολόγου Bollerslev Tim. Η τεχνική της μεταβαλλόμενης στο χρόνο διακύμανσης ονομάστηκε GARCH και επιτρέπει την εκτίμηση της διακύμανσης της χθεσινής ημέρας και το τετράγωνο της αξίας των χθεσινών αποδόσεων⁶.

2) Πιθανότητα υποεκτίμηση των αποτελεσμάτων εάν οι αποδόσεις μεταβληθούν κατά μη προβλέψιμο τρόπο λόγω π.χ. μίας δομικής αλλαγής στην οικονομία της χώρας.

3) Πιθανή υποεκτίμηση μελλοντικών ζημιών, αν υπάρχουν μη ρευστοποιήσιμα στοιχεία σε μεγάλο βαθμό.

6. Υβριδικά Μοντέλα (Hybrid Models)

6.1 Moody's RiskCalc για ιδιωτικές εταιρείες (Sobehart and Stein (2000))

Το μοντέλο της Moody's χαρακτηρίζεται ως υβριδικό συνδυάζοντας δύο προσεγγίσεις διαμόρφωσης πιστωτικού κινδύνου: (α) το structural υπόδειγμα βασιζόμενο στην option-θεωρητική άποψη του Merton για τις εταιρείες, και (β) σε ένα στατιστικό υπόδειγμα προσδιοριζόμενο μέσω της εμπειρικής ανάλυσης ιστορικών στοιχείων.

⁶ Συνδέεται άμεσα με την τεχνική Risk Metrics TM της JP MORGAN. Ωστόσο και οι 2 εμφανίζουν τρωτά σημεία όταν παρατηρούνται συμμετρικές κινήσεις της διακύμανσης σε σχέση με τις αποδόσεις των περιουσιακών στοιχείων στο παρελθόν.

Η στατιστική προσέγγιση, που βρίσκεται συχνότερα στην λογοτεχνία, χαρτογραφεί ένα μειωμένο σύνολο οικονομικών μεταβλητών και άλλων πληροφοριών σε μια κλίμακα κινδύνου. Η χαρτογράφηση λειτουργεί σαν μία στατιστική απόσταση των ιστορικών στοιχείων και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να κάνει διακρίσεις μεταξύ υγιών και προβληματικών πιστώσεων.

Το γραμμικό πρότυπο που εισήγαγε αρχικά ο Altman, επίσης γνωστό ως Z-Score, είναι ένα παράδειγμα ενός τέτοιου στατιστικού υποδείγματος. Όπως είδαμε νωρίτερα το μοντέλο του Altman διαχωρίζει τις εταιρείες σε υγιείς και υπό πτώχευση, βασιζόμενο στην μεροληπτική δύναμη ενός γραμμικού συνδυασμού οικονομικών δεικτών. Εντούτοις, η ανάλυση των ιστορικών οικονομικών δεδομένων μπορεί να παρουσιάσει μια ελλιπή ή διαστρεβλωμένη εικόνα της αληθινής χρηματοοικονομικής κατάστασης της επιχείρησης. Για μία ποικιλία αιτιών, συμπεριλαμβανομένης του συντηρητισμού των λογιστικών αρχών, οι οικονομικές καταστάσεις δεν απεικονίζουν απαραίτητα την πλήρη οικονομική πορεία της εταιρίας. Επιπλέον, οι πρακτικές της λογιστικής δεν παρέχουν ένα μέσο έκφρασης της αβεβαιότητας για το μέλλον από την στιγμή που η θεμελιώδης αρχή είναι "ο απολογισμός" όλων των στοιχείων της λειτουργίας των επιχειρήσεων κατά τη διάρκεια κάθε περιόδου. Δυστυχώς, ενώ οι οικονομικές καταστάσεις παρέχουν πληροφορίες για το παρελθόν μίας εταιρίας άμεσα, είναι περιορισμένες στην εξαγωγή μελλοντικών συμπερασμάτων παρά μόνο έμμεσα.

Η δεύτερη προσέγγιση αρχίζει με μια τυποποιημένη μαθηματική παρουσίαση για την εξέλιξη της αξίας της εταιρείας μέσα στον χρόνο. Ο στόχος αυτού του τύπου ποσοτικής αξιολόγησης του κινδύνου είναι η παρουσίαση της φερεγγυότητας του εκδότη στο θεωρητικό οικονομικό περιβάλλον όσο ακριβέστερα γίνεται, βασιζόμενο στις οικονομικές αρχές. Η αξιολόγηση των εταιρικών υποχρεώσεων, χρησιμοποιώντας ένα πλαίσιο υποθέσεων, που εισήγαγε ο Merton είναι ένα παράδειγμα ενός structural μοντέλου και αναλύθηκε στην παράγραφο 3.1. Η χρησιμότητα μιας τέτοιας προσέγγισης εξαρτάται από πόσο πολύ οι υποθέσεις και η δομή της, συλλαμβάνουν την αληθινή φύση της δυναμικής της εταιρείας καθώς επίσης και την ακρίβεια με την οποία οι μεταβλητές του υποδείγματος υπολογίζονται. Ειδικότερα, το πρότυπο Merton στηρίζεται σε μεγάλο ποσοστό στις οικονομικές θεωρίες για την αποτελεσματικότητα της αγοράς. Το υπόδειγμα περιλαμβάνει ενσωματωμένες υποθέσεις σχετικά με την περιεκτικότητα των πληροφοριών που περιλαμβάνονται στα στοιχεία αγοράς όταν χρησιμοποιείται μέσα στην δομή του μοντέλου. Εντούτοις, η γνώση των πληροφοριών

αγοράς μόνη, δεν πληροφορεί άμεσα έναν επενδυτή ως προς τη δανειοληπτική ικανότητα του οφειλέτη.

Παραδείγματος χάριν, το αρχικό υπόδειγμα του Merton δεν συλλογίζεται περιπτώσεις στις οποίες οι εταιρίες πτωχεύουν εξαιτίας προβλημάτων ρευστότητας.

Επιπλέον, ακόμη και στις καταστάσεις όπου η αγορά ομολόγων περιέχει σχετικά πλήρεις πληροφορίες για την πιστωτική ποιότητα μιας εταιρίας, αυτό δεν εγγυάται ότι ένα δομικό μοντέλο θα συλλάβει σωστά και θα απεικονίσει εκείνες τις πληροφορίες.

Επιπλέον, οι Sobehart και Stein (2000) επιμένουν ότι με την προσθήκη πληροφοριών όπως αποδοτικότητα, από κοινού με ένα μοντέλο μέτρησης «της απόστασης από τον κίνδυνο» βασισμένο στην προσέγγιση του Merton, μπορεί σημαντικά να βελτιωθεί επάνω σε ένα μοντέλο που χρησιμοποιεί μια ακριβέστερη ερμηνεία του πλαισίου ανάλυσης του Merton. Αυτή η προσέγγιση περιορίζεται στις εταιρίες με τις αρκετά ρευστοποιήσιμες τιμές μετοχών (έτσι ώστε να μπορεί να εκτιμηθεί η διακύμανση και η τρέχουσα αγοραία αξία), και αναφέρεται γενικά σε λιγότερο από 10.000 εταιρίες στις ΗΠΑ

Κατά συνέπεια, ενώ οι πληροφορίες αγοράς μπορούν να είναι εξαιρετικά πολύτιμες, οι Sobehart και Stein (2000) βρήκαν ότι είναι πολυτιμότερο όταν συνδέονται με τις θεμελιώδεις πληροφορίες για την εταιρία και το επιχειρησιακό της περιβάλλον. Μια λεπτομερής εξέταση του ισολογισμού μιας εταιρίας, της κατάστασης αποτελεσμάτων χρήσεως και των ταμειακών ροών παραμένει ένα κρίσιμο συστατικό οποιουδήποτε αναλυτικού πλαισίου αξιολόγησης του κινδύνου.

Η προσέγγιση της Moody's απεικονίζει αυτήν την προοπτική.

Οι βασικές συνιστώσες σε αυτό το υβριδικό μοντέλο είναι:

- (α) agency rating όταν είναι διαθέσιμο,
- (β) τροποποιημένη έκδοση του μοντέλου του Merton (εκφράζεται ως απόσταση από την χρεοκοπία),
- (γ) πληροφορίες από τις οικονομικές καταστάσεις της επιχείρησης,
- (δ) πρόσθετες πληροφορίες αγοράς και
- (ε) μακροοικονομικές μεταβλητές που αντιπροσωπεύουν τα στιγμιότυπα της κατάστασης της οικονομίας ή συγκεκριμένες βιομηχανίες που χρησιμοποιούνται για την προεπεξεργασία των παραμέτρων του μοντέλου.

Οι εκτιμήσεις και οι πληροφορίες προεπιλογής λαμβάνονται από τις εκτιμήσεις Moody's και τις βάσεις δεδομένων χρεωκοπήσεων για τις δημόσιες εταιρίες. Οι θεμελιώδεις οικονομικές και πληροφορίες αγοράς συλλέγονται από τους εμπορικούς προμηθευτές.

6.2 Moody's RiskCalc για τις ιδιωτικές επιχειρήσεις (Falkenstein et Al (2000))

ΤΟ Moody's RiskCalc v1.0 είναι ένα μη-δομικό μοντέλο, δεδομένου ότι δεν χρησιμοποιεί μια ρητή λειτουργία με βάση τη θεωρία, αλλά ενημερώνεται ιδιαίτερα από τη συλλογική εμπειρία της Moody's. ΤΟ πρώτο βήμα είναι η επιλογή των εισαχθέντων μεταβλητών. Με τουλάχιστον εκατό πιθανούς οικονομικούς δείκτες μέσα στα τυποποιημένα εγχειρίδια λογιστικής, οι συνδυασμοί είναι αμέτρητοι. Σαφώς δεν υπάρχει κανένας εφικτός μηχανισμός για εξέταση κάθε συνδυασμού δεικτών, και το αποτέλεσμα μίας εξαντλητικής stepforward προσέγγισης θα παρήγε επίσης πολλούς ιδιαίτερα σημαντικούς συνδυασμούς τυχαία όμως. Για αυτό ο Falkenstein et Al ²² περιόρισαν την προσέγγισή τους για να χρησιμοποιήσουν μόνο λογικές σχέσεις, με target τις 6 μεγάλες κατηγορίες: αποδοτικότητα, μόχλευση, ρευστότητα, μέγεθος, αποθέματα και ανάπτυξη. Μέσα σε αυτές τις κατηγορίες απέκλεισαν τους δείκτες που έδιναν λανθασμένα «σημάδια». Το αποτέλεσμα, ήταν ένα σύνολο 8 αναλογιών, και το μέγεθος, τα οποία χρησιμοποιούνται στο RiskCalc.

Η προσέγγιση του μοντέλου μπορεί να συνοψιστεί εν συντομία σε τρία βήματα:

- 1) μετασχηματισμός,
- 2) μοντελοποίηση και
- 3) χαρτογράφηση.

Διαμορφωμένο με βάση το μοντέλο για τις δημόσιες εταιρίες, η Moody's προσδιόρισε ποιους οικονομικοί δείκτες είναι περισσότερο σημαντικοί στον προσδιορισμό της χρεοκοπίας των ιδιωτικών εταιριών, αναλύοντας προηγούμενα αντίστοιχα συμβάντα.

Η εταιρία δημιουργεί μια ιδιόκτητη βάση δεδομένων πιστωτικής έρευνας (CRD) και έπειτα σταθμίζει τους δείκτες σύμφωνα με την ιστορική σημασία τους στην πτώχευση. Ο Falkenstein et Al (2000) βρίσκουν ουσιαστικές διαφορές μεταξύ των δεικτών που είναι σημαντικοί για τις δημόσιες εταιρίες και εκείνων που είναι σημαντικοί για τις ιδιωτικές

²² Falkenstein, E., Boral, A., Carty, L.V., 2000, RiskCalc for private companies: Moody's default model. Moody's Investors Service Global Credit Research, New York, NY.

εταιρίες. Οι οικονομικοί δείκτες μιας εταιρίας πολλαπλασιάζονται με τα βάρη για να καθορίσουν την συχνότητα των πτωχεύσεων για περίοδο 1-5 έτη. Τα EDF μπορούν έπειτα να χαρτογραφηθούν σε κατηγορίες εκτίμησης της Moody's.

Εάν ένας ιδιαίτερος δείκτης λείπει, το RiskCalc χρησιμοποιεί τη μέση τιμή όλων των παρατηρήσεων. Όσο περισσότερα δεδομένα λείπουν, τόσο λιγότερο χρήσιμο το μοντέλο.

Η Moody's έχει συντάξει χωριστές βάσεις δεδομένων πιστωτικής έρευνας για μεμονωμένες χώρες σε όλο το κόσμο. Βάσεις δεδομένων υπάρχουν στις χώρες της Βόρειας Αμερικής (Ηνωμένες Πολιτείες, Καναδάς, και Μεξικό), σε ευρωπαϊκές χώρες (Ηνωμένο Βασίλειο, Γερμανία, Ισπανία, Γαλλία, Βέλγιο, Κάτω Χώρες, Πορτογαλία, Ιταλία, και Αυστρία) καθώς επίσης και στην Ιαπωνία, Αυστραλία, και Σιγκαπούρη. Από την στιγμή που η βάση δεδομένων για κάθε χώρα είναι διαφορετική, η κάθε χώρα έχει ένα ξεχωριστό μοντέλο.

Παραδείγματος χάριν, η CRD των ΗΠΑ αποτελείται από 34.000 περίπου επιχειρήσεις και 1.400 περίπου πτωχεύσεις. Οι τρεις περισσότερο σημαντικοί παράγοντες κινδύνου στο ΑΜΕΡΙΚΑΝΙΚΟ μοντέλο είναι αποδοτικότητα, η οποία έχει ένα βάρος 23% η κεφαλαιακή διάρθρωση, η οποία έχει ένα βάρος 21% και οι ρευστότητα/ταμειακές ροές, με βάρος 19%.

Η CRD της Σιγκαπούρης (βλ. Kocagil et Al)²³ αποτελείται από σχεδόν 4.500 οφειλότες με περίπου 650 χρεοκοπίες. Αν και οι παράγοντες κινδύνου είναι παρόμοιοι με το ΑΜΕΡΙΚΑΝΙΚΟ πρότυπο, δεν είναι οι ίδιοι. Το βάρος στην αποδοτικότητα είναι 26%, στην κεφαλαιακή διάρθρωση 24%, και το μέγεθος είναι ο τρίτος σημαντικότερος παράγοντας, που συμβάλλει 14% στο μοντέλο.

6.2 Moody's KMV ETA RiskCalc v3.1 (Dwyer, Δ., Kocagil, Α., Stein P., (2004))

Σύμφωνα με τον Dwyer, D. et al.²⁴ Το KMV, EDF RiskCalc v3.1 είναι ένα ισχυρό εργαλείο πρόβλεψης, ιδανικό για την αξιολόγηση του μέσου πιστωτικού κινδύνου αγοράς.

²³ Kocagil, A.E., Reyngold, A., Bren, D., 2002, Moody's RiskCalc for private companies: Singapore. Moody's Investors Service Global Credit Research, New York, NY.

²⁴ Dwyer, D., Kocagil, A., Stein R., 2004 The Moody's KMV EDF™ RISKCALC™ v3.1 MODEL NEXT-GENERATION TECHNOLOGY FOR PREDICTING PRIVATE FIRM CREDIT DEFAULT RISK. Moody's KMV Company.

Κατά τη διάρκεια της προηγούμενης δεκαετίας, Η Moody's KMV καθόρισε τις τεχνικές της για την για την εξέταση της πιστωτική ποιότητας στην «μέση» αγορά. Το αποτέλεσμα είναι το μοντέλο EDF RiskCalc v3.1, η επόμενη γενιά της πρόβλεψης των ιδιωτικών εταιριών. Χρησιμοποιώντας εκτενή έρευνα και πλούσια, σεντ στοιχεία, αναπτύξαμε την πρωτοφανή διορατικότητα στους οδηγούς πτώχευσης για τις ιδιωτικές εταιρίες. Το EDF, RiskCalc v3.1 ενσωματώνει αυτήν την εκμάθηση με το συνδυασμό του v1.0 πλαισίου RiskCalc, της προσέγγισης διαμόρφωσης της βιομηχανικής αγοράς της βιομηχανίας, με το μοντέλο «απόστασης» από τον κίνδυνο (KMV) της Moody's, ένα ιδιόκτητο μέτρο που εξάγει τις προνοητικές πληροφορίες από τις αγορές μετοχών. Το προκύπτον μοντέλο EDF RiskCalc v3.1 είναι πιο διαισθητικό στην παροχή καλύτερων ενδείξεων της πιθανότητας πτώχευσης PD από ότι στο παρελθόν. Το EDF RiskCalc v3.1 Μοντέλο ξεπερνά όλα τα άλλα υποδείγματα που εξετάζονται από τα ουσιαστικά περιθώρια, και από την άποψη της προβλεπτικής ικανότητας και από την άποψη της ακρίβειας των πιθανοτήτων που παράγονται από τα μοντέλα. Το EDF RiskCalc v3.1 θα οδηγήσει σε σημαντικές βελτιώσεις στην απόδοση του πιστωτικού χαρτοφυλακίου για τους χρήστες (Dwyer, Δ., Kocagil, A., Stein P.²⁵

7. Συμπεράσματα

Είμαστε μπροστά από μια εντυπωσιακή εξέλιξη των αποτελεσματικότερων υποδειγμάτων πιστωτικού κινδύνου. Αυτή η ανάπτυξη προέρχεται σε μία εποχή όπου οι σχετικές απώλειες σε πιστωτικό επίπεδο στις ΗΠΑ, Ιαπωνία και ίσως και στην Ευρώπη στο εγγύς μέλλον, πλησιάζουν στα επίπεδα ρεκόρ. Η ανάγκη της βελτίωσης στην διαχείριση πιστωτικού κινδύνου δεν ποτέ πιο επείγουσα. Οι σημαντικότερες τεχνικές για αυτήν την ανάπτυξη περιλαμβάνουν καθορισμούς παραδοσιακών τεχνικών για να αξιολογηθεί η πιθανότητα της πτώχευσης των μεμονωμένων περιουσιακών στοιχείων, νέες αναλυτικές λύσεις στην διαχείριση των πιστωτικών χαρτοφυλακίων, μεγαλύτερες και πιο βελτιωμένες βάσεις δεδομένων διαχείρισης, για την μετάφραση των εκτιμήσεων κινδύνου σε αναμενόμενες

²⁵ Dwyer, D., Kocagil, A., Stein R., 2004 The Moody's KMV EDF™ RISKCALC™ v3.1 MODEL NEXT-GENERATION TECHNOLOGY FOR PREDICTING PRIVATE FIRM CREDIT DEFAULT RISK. Moody's KMV Company.

απώλειες, και η δυναμική των μηχανισμών αγοράς και των τεχνικών μετριάσμου κινδύνου (Altman (2002)).²⁶

Στο εγγύς μέλλον αναμένουμε ότι η περαιτέρω νέα ανάπτυξη και οι πιο προηγμένες τεχνικές θα εμφανιστούν, ελπίζοντας ότι θα είναι σε θέση να διαχειριστούν τον πιστωτικό κίνδυνο αποτελεσματικότερα.

TABLE I	(CONTINUED)
STUDIES CITED	EXPLANATORY VARIABLES
Italy	
Altman, Marco, and Varetto (1994)	Ability to bear cost of debt; liquidity; ability to bear financial debt; profitability; assets/liabilities; profit accumulation; trade indebtedness; efficiency.
Australia	
Izan (1984)	EBIT/interest; MV equity/liabilities; EBIT/assets; funded debt/shareholder funds; current assets/current liabilities.
Greece	
Gloubos and Grammatikos (1988)	Gross income/current liabilities; debt/assets; net working capital/assets; gross income/assets; current assets/current liabilities.
Brazil	
Altman, Baidya, & Ribeiro-Dias, 1979	Retained earnings/assets; EBIT/assets; sales/assets; MV equity/ book value of liabilities.
India	
Bhatia (1988)	Cash flow/debt; current ratio; profit after tax/net worth; interest/output; sales/assets; stock of finished goods/sales; working capital management ratio.
Korea	
Altman, Kim and Eom (1995)	Log(assets); log(sales/assets); retained earnings/assets; MV of equity/liabilities.
Singapore	
Ta and Seah (1981)	Operating profit/liabilities; current assets/current liabilities; EAIT/paid-up capital; sales/working capital; (current assets – stocks – current liabilities)/EBIT; total shareholders' fund/liabilities; ordinary shareholders' fund/capital used.
Finland	
Suominen (1988)	Profitability: (quick flow – direct taxes)/assets; Liquidity: (quick assets/total assets); liabilities/assets.
Uruguay	
Pascale (1988)	Sales/debt; net earnings/assets; long-term debt/total debt.
Turkey	
Unal (1988)	EBIT/assets; quick assets/current debt; net working capital/sales; quick assets/inventory; debt/assets; long-term debt/assets.

Source: Altman and Narayanan (1997).

²⁶ Allen, L., 2002, Credit Risk Modelling of Middle Market presented at the Wharton conference on Credit Risk Modeling and Decisioning, May 29-30, 2002..

Βιβλιογραφία

Allen, L., 2002, Credit Risk Modelling of Middle Market presented at the Wharton conference on Credit Risk Modeling and Decisioning, May 29-30, 2002..

Altman, E. I. 1993. Corporate Financial Distress and Bankruptcy. New York: John Wiley and Sons.

Altman, E. I.; Marco, G.; and Varetto, F. 1994. Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking and Finance* 18: 505-529.

Altman, E.I., Narayanan, P., 1997, An international survey of business failure classification models. *Financial Markets, Institutions and Instruments* .

Altman, E. I., and Saunders, A. 1998. Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking and Finance* 21: 1721-1742.

Dimitras, A. I.; Slowinski, R.; Susmaga, R.; and Zopounidis, C. 1999. Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational*

Dwyer, D., Kocagil, A., Stein R., 2004 The Moody's KMV EDF™ RISKCALC™ v3.1 MODEL NEXT-GENERATION TECHNOLOGY FOR PREDICTING PRIVATE FIRM CREDIT DEFAULT RISK. Moody's KMV Company.

Dimitras, A. I.; Zanakis, S. H.; and Zopounidis, C. 1996. A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research* 90: 487-513.

Falkenstein, E., Boral, A., Carty, L.V., 2000, RiskCalc for private companies: Moody's default model. Moody's Investors Service Global Credit Research, New York, NY.

Grammatikos, T., and Gloubos, G. 1984. Predicting bankruptcy of industrial firms in Greece. Spoudai, The University of Piraeus *Journal of Economics, Business, Statistics and Operations Research* 3-4: 421-443.

Gloubos, G., and Grammatikos, T., 1988, The success of bankruptcy prediction models in Greece, *Studies in Banking and Finance*, 7, 37-46.

Jarrow, R., Lando, D., Turnbull, S., 1997, A Markov model for the term structure of credit spreads. *Review of Financial Studies* 10, 481-523.

Jarrow, R.A., Turnbull, S.M., 1995, Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk. *Journal of Finance* 50, 53-85.

Jackson, P.D. and W. Peraudin (1997). "Bank Capital and Value-at-Risk", *Journal of Derivatives* 4 pp.73-90

Kim, K.S., Scott, J.R., 1991, Prediction of corporate failure: An artificial neural network approach. Southwest Missouri State University, Working Paper, September.

Matsatsinis, N.F., Doumpos, M., & Zopounidis, C., (1997). Knowledge Acquisition and Representation for Expert Systems in the Field of Financial Analysis. *Expert Systems with Applications*, 12(2), 247-262.

Mester, L.J., 1997, What's the point of credit scoring? Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review September/October, 3-16.

Theodossiou, P., and Papoulias, C. 1988. Problematic firms in Greece: An evaluation using corporate failure prediction models. *Studies in Banking and Finance supplement to the Journal of Banking and Finance* 7: 47-55.

Merton, R.C., 1974, On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *Journal of Finance* 29, 449-470.

Podding, T., 1994, Bankruptcy prediction: A comparison with discriminant analysis, in: Refenes, A.P. (Ed.), *Neural Networks in Capital Markets*. John Wiley & Sons, Ltd., NY k.

Platt, H. D., and Platt, M. B. 1990. Development of a class of predictive variables: The case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance and Accounting* 17(1): 31-51.

Saunders, A., Allen, L, 2002, *Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*, second edition. John Wiley & Sons, New York, NY.

Treacy, W.F., Carey, M., 2000, Credit risk rating systems at large U.S. Banks. *Journal of Banking and Finance* 24, 167-201.

Theodossiou, P., and Papoulias, C. 1988. Problematic firms in Greece: An evaluation using corporate failure prediction models. *Studies in Banking and Finance supplement to the Journal of Banking and Finance* 7: 47-55.

Theodossiou, P.; Kahya, E.; Saidi, R.; and Philippatos, G. 1996. Financial distress and corporate acquisitions: Further empirical evidence. *Journal of Business Finance and Accounting* 23(5-6): 699-719.

Yang, Z.R., Platt, M.B., Platt, H.D., 1999, Probabilistic neural networks in bankruptcy prediction. *Journal of Business Research* 67-74.

Zopounidis, C. 1987. A multicriteria decision-making methodology for the evaluation of the risk of failure and an application. *Foundations of Control Engineering* 12(1): 45-67.