



Πολυτεχνείο Κρήτης
Τμήμα Ηλεκτρονικών Μηχανικών και
Μηχανικών Υπολογιστών

ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ: ΜΙΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΤΗΝ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΥΣΑ ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

ΤΣΑΚΩΝΑΣ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ

Εργασία που υπεβλήθη για την απόκτηση διπλώματος στο τμήμα Ηλεκτρονικών
Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Σεπτέμβριος 2009

Η εργασία του Τσάκωνα Κωνσταντίνου του Ιωάννη εγκρίνεται από τους κ.κ.

Σταυρακάκη Γεώργιο

Ζερβάκη Μιχαήλ

Δούμπο Μιχαήλ

Στη μητέρα μου

Με το πέρας αυτής της εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κύριο Μ.Δούμπο για την πολύτιμη συμβολή του σε αυτό το εγχείρημα. Ευχαριστώ επίσης την οικογένειά μου για την αγάπη που μου έδειξε και τη βοήθεια που μου παρείχε όλα αυτά τα χρόνια. Τέλος ευχαριστώ πολύ τους φίλους μου που, είτε βρήκαν το δρόμο τους είτε τον ψάχνουν ακόμα, πάντα περνούσα πολύ ωραία μαζί τους.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1 ^ο : Εισαγωγή.....	7
Κεφάλαιο 2 ^ο : Υπολογιστικές διαδικασίες εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.....	9
2.1 Πηγές του πιστωτικού κινδύνου.....	10
2.2 Ορισμός και σύντομη ιστορική επισκόπηση.....	12
2.3 Κύρια μέρη των συστημάτων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.....	12
2.3.1 Κριτήρια πιστωτικού κινδύνου.....	12
2.3.2 Τεχνικές εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.....	13
2.3.3 Κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου.....	15
2.4 Χαρακτηριστικά ενός συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.....	16
2.5 Χρησιμότητα ενός συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.....	17
2.6 Περίληψη.....	18
Κεφάλαιο 3 ^ο : Περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων.....	19
3.1 Βασικοί ορισμοί.....	19
3.2 Ερμηνεία αποτελεσμάτων.....	20
3.3 Σύντομη ιστορική αναδρομή και λίγα λόγια για τη DEA.....	20
3.4 Κύριες μαθηματικές διατυπώσεις της DEA.....	21
3.4.1 Μοντέλο CCR(Charnes, Cooper, Rhodes).....	22
3.4.2 Μοντέλο BCC(Banker, Charnes, Cooper).....	23
3.5 Επεκτάσεις της μεθόδου DEA.....	24
3.5.1 Προσθετικό μοντέλο (additive model).....	25
3.5.2 Πολλαπλασιαστικό μοντέλο.....	26
3.5.3 Το μοντέλο MED.....	27
3.5.4 Μοντέλα εξωγενών παραγόντων.....	27
3.5.5 Το κατηγορικό μοντέλο.....	27
3.6 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί της DEA.....	27
3.7 Περίληψη.....	30
Κεφάλαιο 4 ^ο : Εφαρμογή της DEA στην εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου.....	31
4.1 Εισαγωγικά.....	31
4.2 Δεδομένα.....	31
4.3 Προσθετικό μοντέλο (additive model) της DEA.....	34
4.4 Ερμηνεία των αποτελεσμάτων.....	36
4.5 Αλγόριθμος.....	37
4.6 Αποτελέσματα της DEA.....	38

4.7 Διαδικασία πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου.....	40
4.7.1 Γραμμική διακριτική ανάλυση (Discriminant analysis).....	41
4.7.2 Λογιστική παλινδρόμηση (Logistic regression).....	44
4.7.3 Δέντρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης.....	46
4.7.3.1 CHAID.....	48
4.7.3.2 Exhaustive CHAID.....	49
4.7.3.3 CRT.....	50
4.7.3.4 QUEST.....	51
4.7.4 Support Vector Machines (SVM).....	52
4.7.4.1 Γραμμικός διαχωριστής.....	52
4.7.4.2 Μη γραμμικός διαχωριστής.....	54
4.8 Συμπεράσματα.....	56
Κεφάλαιο 5 ^ο : Συμπεράσματα.....	58
Βιβλιογραφία.....	60

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

Αν υπάρχει κάτι που μπορεί να χαρακτηρίσει την εποχή μας, μια εποχή τεράστιων τεχνολογικών ανακαλύψεων και ταχύτατων οικονομικών εξελίξεων, αυτό είναι η στενά συνδεδεμένη οικονομική δραστηριότητα που έχουν τα κράτη, οι τράπεζες, αλλά και οι εταιρίες μεταξύ τους. Μπορεί πλέον να γίνεται λόγος για παγκοσμιοποιημένη οικονομία χωρίς βέβαια να παραβλέπεται ο ρόλος των εθνικών οικονομιών. Ειδικότερα στις μέρες μας, μέρες μίας ακόμα οικονομικής κρίσης, αυτό το γεγονός γίνεται όλο και περισσότερο κατανοητό.

Οι τράπεζες, έχοντας επιλέξει για τον εαυτό τους το ρόλο του χρηματοοικονομικού διαμεσολαβητή δίνουν τον τόνο σε αυτή την οικονομική παγκοσμιοποίηση διαδραματίζοντας πρωταγωνιστικό ρόλο τόσο στις ανόδους όσο και στις καθόδους των οικονομικών κύκλων. Διατρέχουν ένα μεγάλο πλήθος κινδύνων ταυτισμένο με τη φύση της λειτουργίας τους αλλά και με έναν αριθμό παραγόντων που ποικίλουν από τράπεζα σε τράπεζα λόγω ορισμένων εξειδικευμένων υπηρεσιών που προσφέρουν, του επιπέδου οργάνωσης και λειτουργίας τους, του οικονομικού περιβάλλοντος στο οποίο αναπτύσσονται και του θεσμικού πλαισίου μέσα στο οποίο λειτουργούν.

Η πολιτική παροχής δανείων από μία μεγάλη μερίδα τραπεζικών οργανισμών μας έχει φέρει μπροστά σε μία χρηματοπιστωτική κρίση με πολλαπλές συνέπειες για την καθημερινότητά μας. Σήμερα, περισσότερο παρά ποτέ υπάρχει ανάγκη για την ανάπτυξη μοντέλων τα οποία θα εκτιμούν τους κινδύνους επιχειρήσεων και οργανισμών αλλά και για τη διαμόρφωση ενός θεσμικού πλαισίου το οποίο θα υποχρεώνει τις τράπεζες να λειτουργούν με βάση αυτά.

Οι κίνδυνοι που μπορεί να αντιμετωπίσει ένας τέτοιου είδους οργανισμός είναι πολλοί. Υπάρχουν οι κίνδυνοι της αγοράς, του πιστωτικού, της ρευστότητας κ.α. Η παρούσα εργασία θα εστιάζει στον βασικότερο από αυτούς, τον πιστωτικό κίνδυνο. Ειδικότερα επιχειρείται να εκτιμηθεί η πιστοληπτική ικανότητα επιχειρήσεων και οργανισμών ούτως ώστε να αποφασιστεί η χορήγηση ή μη δανείου προς αυτές.

Φυσικά η παρούσα εργασία έρχεται σαν συμπλήρωμα σε μία σειρά από σχετικές μελέτες οι οποίες έχουν γίνει σε ότι αφορά το συγκεκριμένο θέμα αλλά είναι η πρώτη που χρησιμοποιεί τη μέθοδο του προσθετικού μοντέλου της περιβάλλουσας ανάλυσης για να προσεγγίσει αυτού του είδους το πρόβλημα σε δεδομένα μεγάλων διαστάσεων.

Ο σκοπός της συγκεκριμένης εργασίας είναι πολλαπλός και από ένα καλό σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου μπορεί να ωφεληθεί τόσο η τράπεζα όσο και η

επιχείρηση που κάνει την αίτηση για δάνειο αλλά ακόμα και η οικονομική ανάπτυξη της κοινωνίας.

Στο 2^ο κεφάλαιο θα παρουσιάζονται ορισμένες υπολογιστικές διαδικασίες στην εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου. Πέρα από την γενική περιγραφή, παρατίθενται και ορισμένα συστήματα εκτιμήσεων πιστωτικού κινδύνου καθώς η χρησιμότητα αυτών των συστημάτων.

Στο 3^ο κεφάλαιο θα αναλύεται η μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε στην εργασία καθώς και τα κύρια μοντέλα με βάση τα οποία έχει αναπτυχθεί η συγκεκριμένη μέθοδος. Δίνεται μεγαλύτερο βάρος στο μοντέλο με βάση το οποίο προσεγγίστηκε η μέθοδος και ορισμένες εφαρμογές αυτού του μοντέλου.

Στο 4^ο κεφάλαιο θα δοθούν τα συγκεκριμένα βήματα που ακολουθήθηκαν προκειμένου να υλοποιηθεί η εργασία καθώς και τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν. Έπειτα παρατίθενται τα αποτελέσματα μέσα από μία σειρά παρατηρήσεων που έγιναν οι οποίες προσεγγίζουν το πρόβλημα με διαφορετικό τρόπο η κάθε μία.

Στο 5^ο και τελευταίο κεφάλαιο της εργασίας αναφέρονται τα συμπεράσματα που εξάγονται και δίνονται ορισμένες ιδέες για περαιτέρω συνέχιση της εργασίας.

Κεφάλαιο 2: Υπολογιστικές διαδικασίες εκτίμησης Πιστωτικού Κινδύνου

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή, μία τράπεζα λόγω της φύσης της αλλά και λόγω των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών που διαθέτει, διατρέχει μία σειρά από κινδύνους οι βασικότεροι εκ των οποίων παρατίθενται ακολούθως (Saunders και Cornett, 2003) :

- Πιστωτικός κίνδυνος (Credit risk): αναφέρεται σε περιπτώσεις που ένας σημαντικός αριθμός πελατών σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα δεν καταφέρει να αποπληρώσει κάποιο δάνειο. Στον πιστωτικό κίνδυνο με μία πιο γενική έννοια μπορεί να συμπεριληφθεί και η μη χορήγηση δανείου σε πιστωτές οι οποίοι θα εκπλήρωναν κανονικά τις δανειακές τους υποχρεώσεις.
- Επιτοκιακός κίνδυνος (Interest rate risk): προκαλείται από την αναντιστοιχία της ωρίμανσης των στοιχείων του ενεργητικού και του παθητικού η αξία των οποίων σχετίζεται άμεσα με τις μεταβολές των επιτοκίων.
- Κίνδυνος αγοράς (Market risk): αναφέρεται στις πιθανές ζημιές μιας τράπεζας σε περιπτώσεις όπως μεταβολές των επιτοκίων, απότομες αλλαγές συναλλαγματικών ισοτιμιών, μειώσεις σε τιμές μετοχών και πολλών άλλων παραγόντων της αγοράς. Μία πιθανή εκδήλωση τέτοιου είδους κινδύνου συμβαίνει όταν υποτιμηθεί το νόμισμα στο οποίο η τράπεζα έχει μεγάλο αποθεματικό.
- Ο κίνδυνος ρευστότητας (Liquidity risk): αναφέρεται στην πιθανή αδυναμία ανεύρεσης επαρκών κεφαλαίων από μία τράπεζα προκειμένου να καλύψει τις υποχρεώσεις τις.
- Ο τεχνολογικός και λειτουργικός κίνδυνος (Technology and operational risk): αφορά κινδύνους που μπορεί να προέλθουν από λάθος εκτιμήσεις, αποτυχημένες τακτικές κινήσεις και στρατηγικές επενδύσεις, κακή οργανωτική δομή ή από εξωτερικούς παράγοντες.

Από τους παραπάνω κινδύνους, που είναι οι κυριότεροι και παρουσιάζονται πιο συχνά σε μία τράπεζα, ο πλέον σημαντικός για τις εμπορικές τράπεζες, που απαντώνται κατεξοχήν στην Ελλάδα, είναι ο πιστωτικός κίνδυνος. Ο λόγος είναι ότι οι αρνητικές επιπτώσεις από την απώλεια χορηγούμενων κεφαλαίων μπορεί να είναι δραματικές για μία τράπεζα αλλά και συνολικότερα για την οικονομία μίας χώρας ή ομάδας χωρών, πράγμα που το

βιώνουμε και στις μέρες μας. Εξάλλου η λήψη αποφάσεων σχετικών με τον πιστωτικό κίνδυνο έχει να κάνει με ένα μεγάλο αριθμό παραγόντων και αποτελεί ένα ιδιαίτερα πολύπλοκο αλλά και κακώς δομημένο πρόβλημα των ημερών μας (Ζοπουνίδης,1998).

Αναφέρθηκε και παραπάνω για τις δύο μορφές πιστωτικού κινδύνου. Αν και η μη χορήγηση δανείου σε συνεπείς πιστωτές δεν αποτελεί κίνδυνο με τον αυστηρό ορισμό, σε κάθε περίπτωση πρόκειται για τις δύο όψεις του ίδιου νομίσματος. Αφενός μεν και στις δύο περιπτώσεις προκαλείται ζημία και απώλεια κεφαλαίων για την τράπεζα, αφετέρου δε η φύση των δύο προβλημάτων επιβάλλει κοινή προσέγγιση και εξεύρεση λύσης του προβλήματος. Κατά συνέπεια από εδώ και στο εξής όταν συναντάται ο όρος πιστωτικός κίνδυνος θα γίνεται αναφορά σε αυτή τη δεύτερη ερμηνεία.

2.1 Πηγές του πιστωτικού κινδύνου

Η πηγή του πιστωτικού κινδύνου είναι τα δάνεια που δίνει μία τράπεζα και τα οποία πάντα εμπεριέχουν μία πιθανότητα να μην αποπληρωθούν. Σε κάθε δάνειο που δίνεται αυτό το ενδεχόμενο είναι υπαρκτό είτε σε μεγαλύτερο είτε σε μικρότερο βαθμό. Σκοπός του τραπεζικού ιδρύματος είναι να τον περιορίσει κατά το δυνατόν.

Τα δάνεια που δίνονται από μία τράπεζα μπορούμε να τα χωρίσουμε με βάση τους αποδέκτες τους σε τέσσερις κατηγορίες :

1. Επιχειρήσεις

Αφορούν ρευστό το οποίο παρέχεται σε επιχειρήσεις ή επιχειρηματικούς ομίλους και αφορά ένα μεγάλο εύρος ποσών, από λίγες χιλιάδες έως εκατομμύρια ευρώ.

2. Ιδιώτες

Σε αυτή την κατηγορία κατατάσσονται δάνεια όπως τα στεγαστικά, τα καταναλωτικά, οι πιστωτικές κάρτες, τα δάνεια διακοπών ή εορτών κ.α. Στα δάνεια που δίνονται σε ιδιώτες συνήθως έχουμε να κάνουμε με μικρά ή μεσαία ποσά.

3. Χώρες ή δημόσιοι οργανισμοί

Σε περιπτώσεις δανεισμού από χώρες ή δημόσιους οργανισμούς πρόκειται κατά κανόνα για μεγάλα πακέτα δανείων τα οποία παίρνουν τα κράτη για να καλύψουν τρέχουσες ανάγκες τους ή μεγάλοι δημόσιοι οργανισμοί για να μπορέσουν να ανταποκριθούν στις υποχρεώσεις τους. Τυχόν κακή διαχείριση αυτών των χρημάτων φέρνει τους πιστωτές και τους πιστούχους σε δεινή οικονομική θέση. Το παράδειγμα της χώρας μας όπου προσπαθεί λόγω αδυναμίας έγκαιρης

αποπλήρωσης να πληρώσει τις δόσεις δανείων με άλλα δάνεια είναι χαρακτηριστικό.

4. Δάνεια προς άλλες τράπεζες

Στις περισσότερες περιπτώσεις αυτής της κατηγορίας έχουμε να κάνουμε με τράπεζες που κατέχουν μικρό μερίδιο της αγοράς και δανείζονται από μεγαλύτερες ούτως ώστε να αναπτυχθούν ή τράπεζες που λόγω κάποιου από τους ανωτέρω κινδύνους δεν καταφέρνουν να είναι συνεπείς στις τρέχουσες υποχρεώσεις τους. Τέλος σε αυτή την κατηγορία εμπίπτει ο δανεισμός τραπεζών από άλλες που δραστηριοποιούνται σε διαφορετικό χώρο.

Από τις παραπάνω κατηγορίες, τα δάνεια σε επιχειρήσεις έχουν ορισμένα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τα οποία καθιστούν την ανάγκη περιορισμού του πιστωτικού κινδύνου επιτακτική για την απρόσκοπτη λειτουργία μίας τράπεζας. Καταρχάς καλύπτουν ένα μεγάλο ποσοστό της συνολικής παροχής δανείων που δίνει το τραπεζικό ίδρυμα. Αυτό αφορά και τα δάνεια σε απόλυτο αριθμό αλλά και το συνολικό ποσοστό χρημάτων που δίνεται για αυτά σε σχέση με τα υπόλοιπα δάνεια. Έπειτα τα δάνεια προς τις επιχειρήσεις κυμαίνονται σε ένα μεγάλο φάσμα σε ότι αφορά τα ποσά τα οποία μπορεί να δοθούν για κάθε δάνειο. Κάτι τέτοιο καθιστά τον πιστωτικό κίνδυνο μεγαλύτερο αφού κάνει πιο δύσκολο τον υπολογισμό του. Επιπροσθέτως είναι γεγονός πως σε αυτή την κατηγορία δανείων εμπίπτουν όσοι θέλουν να εξαπατήσουν τις τράπεζες παίρνοντας δάνειο το οποίο εκ των προτέρων δεν προτίθενται να αποπληρώσουν. Όλοι οι παραπάνω λόγοι οδηγούν στο συμπέρασμα ότι η κύρια πηγή του πιστωτικού κινδύνου είναι τα δάνεια προς τις επιχειρήσεις.

Για τον υπολογισμό του πιστωτικού κινδύνου κρίνεται σκόπιμο να αναπτυχθούν συγκεκριμένα μοντέλα, τα λεγόμενα Μοντέλα Πιστωτικού Κινδύνου (Credit Risk Rating Models). Τα μοντέλα αυτά λειτουργούν και εφαρμόζονται από τις τράπεζες στα πλαίσια ενός συνολικού συστήματος διαχείρισης κινδύνων που διαθέτουν. Στην τυπική τους μορφή, ο πιστωτικός κίνδυνος είναι η εξαρτημένη μεταβλητή αυτών των μοντέλων. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι όλα εκείνα τα στοιχεία που απαιτεί κάθε μοντέλο προκειμένου να εκτιμήσει το βαθμό του πιστωτικού κινδύνου για το συγκεκριμένο δάνειο.

Στη συνέχεια γίνεται αναφορά σε κάποια συστήματα και μοντέλα υπολογισμού του πιστωτικού κινδύνου. Ένα σύστημα θεωρείται έννοια που συμπεριλαμβάνει εκείνη του μοντέλου αφού εκτός από κάποιο ή κάποια μοντέλα εμπεριέχει και άλλα τμήματα. Ωστόσο η παράθεση λεπτομερειών ενός συστήματος ξεφεύγει από τα όρια αυτής της

εργασίας. Ως εκ τούτου, για τους σκοπούς της ανάλυσης στο υπόλοιπο της εργασίας θεωρείται ότι αυτές οι δύο έννοιες ταυτίζονται.

2.2 Ορισμός και σύντομη ιστορική επισκόπηση

Ένα σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου είναι μία διαδικασία η οποία χρησιμοποιείται από την τράπεζα που πρόκειται να δώσει ένα δάνειο προκειμένου να αποφασίσει αν αυτή θα ήταν μία καλή επιλογή για την ίδια. Μέσω αυτής της διαδικασίας εκτιμά αν η επιχείρηση είναι σε θέση να αποπληρώσει το δάνειο και ενδεχομένως πόσο πιθανό είναι να γίνει αυτή η αποπληρωμή.

Οι πρώτες απόπειρες εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου έγιναν από τους Beaver (1966) και Altman (1968) οι οποίοι μέσω της διακριτικής ανάλυσης (discriminant analysis) επιχείρησαν να κατηγοριοποιήσουν επιχειρήσεις σε συνεπείς και ασυνεπείς. Από τότε, εξαιτίας των όλο και περισσότερων αιτήσεων για δανεισμό από πλευράς επιχειρήσεων έγινε επιτακτική η ανάγκη ακριβέστερων αλλά και πιο σύνθετων μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Σε αυτά τα μοντέλα που θα αναπτύσσονταν κύρια ήταν η ανάγκη να περιοριστεί ο βαθμός της υποκειμενικότητας του ίδιου του αναλυτή, που υπήρχε σε σημαντικό βαθμό λόγω έλλειψης δεδομένων, αλλά και να μπορούν οι πιστούχοι να καταταχθούν σε διάφορες κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου ανάλογα με την πιθανότητα να αποπληρώσουν ένα δάνειο. Στις μέρες μας οι ανάγκες αυτές θεωρείται ότι εν πολλοίς έχουν επιτευχθεί και η προσπάθεια που γίνεται είναι για εναλλακτικά, πρωτοπόρα και πιο ακριβή μοντέλα εκτίμησης ή για μεθόδους οι οποίες θα μπορούσαν να μας οδηγήσουν προς αυτή την κατεύθυνση.

2.3 Κύρια μέρη των συστημάτων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Ένα σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου έχει τα εξής κύρια μέρη:

1. Τα κριτήρια ή οι ανεξάρτητες μεταβλητές, ποσοτικές και ποιοτικές, που επηρεάζουν το βαθμό του πιστωτικού κινδύνου καθώς και η σημαντικότητα αυτών.
2. Οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται από το μοντέλο για να καταλήξει στην εκτίμηση του κινδύνου.
3. Οι κατηγορίες με βάση τις οποίες χωρίζονται οι επιχειρήσεις σε ότι αφορά τον πιστωτικό κίνδυνο που τους αναλογεί.

2.3.1 Κριτήρια πιστωτικού κινδύνου

Τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται από το μοντέλο χωρίζονται σε ποιοτικά και ποσοτικά.

Τα ποσοτικά κριτήρια αφορούν τις επιδόσεις των υποψήφιων πιστούχων σε συγκεκριμένους χρηματοοικονομικούς δείκτες.

Τα ποιοτικά κριτήρια είναι ορισμένα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των πιστούχων τα οποία επιχειρούμε να τα εντάξουμε στην αξιολόγηση μας μέσα από ποσοτικές κλίμακες. Τέτοια χαρακτηριστικά είναι η ποιότητα της διοίκησης και η οργάνωση μίας επιχείρησης, η δομή λειτουργίας της, η θέση της στην αγορά και στον κλάδο στον οποίο δραστηριοποιείται, οι προοπτικές ανάπτυξής της (Krahnne and Weber, 2001) κ.α.

Φυσικά το κλειδί για μία ακριβής εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου δεν είναι τα στοιχεία καθαυτά αλλά το πώς συνδυάζονται για να εξαχθεί το τελικό συμπέρασμα.

Όπως είναι ευνόητο, στα αρχικά τους στάδια, τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν μπορούσαν να ενσωματώσουν μόνο ποσοτικά κριτήρια, κυρίως οικονομικούς δείκτες. Οι δείκτες αυτοί βέβαια χρησιμοποιούνται έως σήμερα αλλά με τον καιρό χρησιμοποιούνται και μία σωρεία άλλων στοιχείων.

Σύμφωνα με τον Altman (2000) οι δείκτες αυτοί υπάγονται στις παρακάτω γενικές κατηγορίες:

- ρευστότητας (*liquidity*),
- κερδοφορίας (*profitability*),
- μόχλευσης (*leverage*),
- φερεγγυότητας (*solvency*), και
- δραστηριότητας (*activity*).

Ο Ζοπουνίδης (2000) αναφέρει τους δείκτες, αποδοτικότητα, φερεγγυότητα και επίδοσης της διαχείρισης. Ο Fernandes (2005) αναφέρει τους δείκτες, κερδοφορίας (*profitability*), ρευστότητας (*liquidity*), κάλυψης υποχρεώσεων (*debt coverage*), δραστηριότητας (*activity*) και παραγωγικότητας (*productivity*).

2.3.2 Τεχνικές εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Οι τεχνικές εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου είναι ο τρόπος, η μέθοδος με την οποία συνδυάζονται τα δεδομένα προκειμένου να κατατάξουμε τους πιστούχους σε κάποια κατηγορία.

Οι δύο βασικές προσεγγίσεις για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου είναι με παραμετρικές και με μη παραμετρικές τεχνικές.

Παραμετρικές τεχνικές

Οι παραμετρικές τεχνικές ήταν ο παραδοσιακός τρόπος με βάση τον οποίο επιχειρήθηκε να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα του πιστωτικού κινδύνου. Ορισμένες από τις στατιστικές και οικονομετρικές μεθόδους που υπάγονται στις παραμετρικές τεχνικές είναι οι ακόλουθες:

- Γραμμική διακριτική ανάλυση
Σε γενικές γραμμές η γραμμική διακριτική ανάλυση αναπαρίσταται από τη σχέση:

$$Z = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n$$

Όπου

w_0 είναι ο σταθερός όρος,

$x_1, x_2, \dots, x_n$ είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές και

$w_1, w_2, \dots, w_n$ είναι οι συντελεστές των ανεξάρτητων μεταβλητών.

Το παραπάνω υπόδειγμα εξειδικεύτηκε περαιτέρω από τον Altman (1968) ο οποίος ανέπτυξε το γνωστό μοντέλο *Z-score* για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων σε συνεπείς και ασυνεπείς.

- Οικονομετρικές τεχνικές
Οι πιο γνωστές από τις οικονομετρικές τεχνικές είναι 1) το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας που βασίζεται στη γραμμική παλινδρόμηση 2) το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας που βασίζεται στη λογιστική παλινδρόμηση και 3) το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας.
Η διαφορά αυτών των μεθόδων σε σχέση με την γραμμική διακριτική ανάλυση είναι στο ότι αναπτύσσουν συναρτήσεις με διαφορετική μορφή.

Μη παραμετρικές τεχνικές

Οι μη παραμετρικές τεχνικές, οι οποίες τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί σε μεγάλο βαθμό, έχουν μεγαλύτερη ευελιξία και μπορούν να προσαρμόζονται καλύτερα στα δεδομένα από τις κλασσικές παραμετρικές τεχνικές. Έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζονται, ανάλογα με τα δεδομένα είτε ως γραμμικά είτε ως μη γραμμικά μοντέλα ταξινόμησης. Η πολυπλοκότητά τους είναι κατά κανόνα μεγαλύτερη αλλά σε

συνάρτηση με την ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων με μεγαλύτερες δυνατότητες μπορούν πλέον να εφαρμοστούν σε ευρεία κλίμακα. Οι σημαντικότερες από τις μη παραμετρικές τεχνικές είναι :

- Νευρωνικά δίκτυα (Neural networks) Vellido et al. (1999)
- Έμπειρα συστήματα (Expert systems) Ματσατσίνης και Σίσκος (2003)
- Ασαφής λογική (Fuzzy logic) Zadeh (1983, 2001)
- Πολυκριτήρια ανάλυση (Multicriteria analysis) Δούμπος και Ζοπουνίδης (2001)
- Δέντρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης (Classification and regression trees) Frydman et al. (1985), Marais et al. (1985), Srinivasan και Kim (1987)
- Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support vector machines) Vapnik (1995)

2.3.3 Κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου

Μέχρι και πριν μερικά χρόνια τα συστήματα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου, κατέτασσαν τους υποψήφιους δανειολήπτες στις δύο κύριες κατηγορίες, σε συνεπείς και σε ασυνεπείς δανειολήπτες. Στα πρώτα χρόνια εφαρμογής αυτών των συστημάτων ο ρόλος τους ήταν επικουρικός-συμβουλευτικός και κύριο ρόλο έπαιζε η κρίση του υπεύθυνου αναλυτή. Όσο τα συστήματα αναπτύσσονταν, τόσο μεγαλύτερο βάρος δινόταν σε αυτά για να παρθεί η τελική απόφαση.

Τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί μοντέλα τα οποία έχουν τη δυνατότητα αφού κατατάξουν τους πιστούχους σε μία από τις δύο βαθμίδες να προχωρήσουν σε ακριβέστερη τοποθέτησή τους σε κάποια υποκατηγορία αυτών των βαθμίδων. Αυτού του είδους τα μοντέλα διαθέτουν κάποια πλεονεκτήματα έναντι των προαναφερθέντων και για αυτό θεωρούνται πιο αποτελεσματικά αφού μπορούν να προσδιορίσουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τον πιστωτικό κίνδυνο.

Είναι δεδομένο ότι οι προσπάθειες εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου δεν γίνονται μόνο προς την κατεύθυνση του να έχουμε μεγαλύτερη ακρίβεια σε ότι αφορά την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου με τις υπάρχουσες τεχνικές. Σημαντικό μέρος των προσπαθειών γίνεται προκειμένου να μπορέσουμε να προσεγγίσουμε με νέες μεθόδους το πρόβλημα, κάτι που γίνεται στην παρούσα εργασία. Ως εκ τούτου οι κατηγορίες που χωρίζονται οι υποψήφιοι πιστούχοι είναι μόνο οι δύο βασικές.

2.4 Χαρακτηριστικά ενός συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Σύμφωνα με την επιτροπή τραπεζικής επιθεώρησης της Βασιλείας (BCBS, 2001) για να είναι ένα σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου αποτελεσματικό πρέπει να έχει κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Αυτά είναι:

- ✓ **Σαφής και ισομερής κατηγοριοποίηση του πιστωτικού κινδύνου**

Το σύστημα οφείλει να κατατάσσει τους πιστούχους σε κατηγορίες ανάλογα με τον πιστωτικό κίνδυνο που τους αντιστοιχεί. Ένα αξιόπιστο σύστημα αντιλαμβάνεται επιχειρήσεις με κοινά χαρακτηριστικά και τις βάζει στην ίδια κατηγορία πιστωτικού κινδύνου. Επίσης πρέπει οι ενδεχόμενες απώλειες να κατανέμονται «ομαλά» εντός των κατηγοριών. Για αυτό το λόγο άλλωστε το σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου συνυπολογίζει το γεγονός ότι σε καμία κατηγορία πιστωτικής επικινδυνότητας δεν παρέχεται μεγαλύτερο από το 30% του ποσού των συνολικών κεφαλαίων.

- ✓ **Συνεχής αξιολόγηση των δανειοδοτηθέντων επιχειρήσεων**

Πρέπει να γίνεται συνεχής αξιολόγηση των επιχειρήσεων σε ετήσια τουλάχιστον βάση έτσι ώστε η πορεία τους να αξιολογείται κατάλληλα. Αυτή η αξιολόγηση πρέπει να λαμβάνει χώρα ώστε να αναγνωρίζουν τα πιθανά λάθη για το μέλλον αλλά και να παρακολουθούν το συγκεκριμένο τρόπο με τον οποίο μία επιχείρηση κατάφερε ή όχι να ανταποκριθεί στις υποχρεώσεις της.

- ✓ **Συνεχής παρακολούθηση του συστήματος**

Ένα αξιόπιστο σύστημα οφείλει να διορθώνεται συνεχώς αλλά και να προσαρμόζεται στις οικονομικές αλλαγές που συμβαίνουν. Για αυτό το λόγο οι υπεύθυνοι ενός συστήματος αξιολόγησης οφείλουν να δίνουν μεγάλη προσοχή σε περίπτωση που κάποια επιχείρηση αποδειχθεί ότι κατατάχθηκε εντελώς λανθασμένα σε μία κατηγορία στο για ποιον ακριβώς λόγο συνέβη το γεγονός αυτό. Ένα μέτριο σύστημα το οποίο όμως προσαρμόζεται στις συνεχιζόμενες αλλαγές που συμβαίνουν δεν θα αργήσει να ξεπεράσει ένα πολύ αποτελεσματικό αλλά στάσιμο σύστημα. Μαζί με την ανάπτυξη νέων συστημάτων, σημαντική προσπάθεια καταβάλλουν ερευνητές για την πραγματοποίηση διορθωτικών κινήσεων, με βάση τις απαιτήσεις που δημιουργούνται, στα ήδη υπάρχοντα συστήματα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.

✓ **Ορθή επιλογή και συλλογή αντιπροσωπευτικών κριτηρίων αξιολόγησης των επιχειρήσεων**

Στις περισσότερες περιπτώσεις δεν αρκεί απλά ο όγκος των δεδομένων να είναι μεγάλος. Η μεγαλύτερη προσοχή πρέπει να δίνεται στη συλλογή των δεδομένων ώστε να μπορεί να δώσει αποκρυσταλλωμένη άποψη σχετικά με τα οικονομικά χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων. Τα κριτήρια αξιολόγησης πρέπει να δείχνουν όχι μόνο την παρούσα θέση αλλά την συνολική διαδικασία ανάπτυξης της επιχείρησης από το παρελθόν. Με αυτόν τον τρόπο μπορούν να βγουν ασφαλέστερα συμπεράσματα για το μέλλον χωρίς να χρειάζεται να γίνει επεξεργασία ενός τεράστιου όγκου δεδομένων.

✓ **Εύκολη προσαρμογή και περιθώρια αλλαγών του συστήματος**

Ένα ακόμα σημαντικό πλεονέκτημα που πρέπει να διαθέτει ένα μοντέλο εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου είναι η ευελιξία σε ότι αφορά τις αλλαγές που θα του γίνονται. Για να λάβουν χώρα αυτές δεν πρέπει οι υπεύθυνοι να σχεδιάζουν εκ νέου ένα μοντέλο ή να προχωρούν σε ενδελεχείς αλλαγές στο ήδη υπάρχον. Θα πρέπει να δίνει τη δυνατότητα με μικρές σχετικά παρεμβάσεις να μπορούν να γίνουν ορισμένες βασικές αλλαγές.

2.5 Χρησιμότητα ενός συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Η ανάπτυξη και η εφαρμογή ενός αξιόπιστου και αποτελεσματικού συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου δίνει ορισμένα σημαντικά πλεονεκτήματα στον χρηματοπιστωτικό οργανισμό που τα χρησιμοποιεί.

Συγκεκριμένα:

- ✓ Είναι το βασικό εργαλείο απόφασης μίας τράπεζας για τη δανειοδότηση ή μη μίας επιχείρησης.
- ✓ Χαρακτηρίζει την πιστωτική πολιτική του εκάστοτε ιδρύματος (Treacy και Carey, 2000).
- ✓ Τα συστήματα αυτά στο σύνολό τους μας δίνουν εικόνα για την γενικότερη εγχώρια αλλά και παγκόσμια πολιτική σχετικά με την διοχέτευση δανείων.
- ✓ Με τη χρησιμοποίηση των συστημάτων αυτών η τράπεζα έχει πιο ακριβή εικόνα σχετικά με το μέγεθος των απωλειών που θα έχει.
- ✓ Επιτρέπει στην τράπεζα να αποφασίσει επενδυτικές κινήσεις και ανοίγματα σε συνάρτηση με τα χρήματα που αναμένει να λάβει από τα ήδη παρασχόμενα δάνεια.

- ✓ Εισάγει μία κοινή βάση για την αξιολόγηση όλων των δανειδοτήσεων. Έτσι δίνεται η δυνατότητα οι αιτήσεις να αξιολογούνται σε περιφερειακό και όχι σε εθνικό επίπεδο, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις περιορισμένων δανείων (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001).
- ✓ Εξοικονομεί χρόνο και χρήματα για την τράπεζα αφού κάνει την αξιολόγηση της επιχείρησης πιο εύκολη, αφήνοντας τις διεξοδικές, πολυδάπανες και χρονοβόρες διαδικασίες μόνο για τις περιπτώσεις πολύ μεγάλων δανείων.
- ✓ Δίνει τη δυνατότητα στην τράπεζα να προτείνει η ίδια τον τρόπο και το χρόνο αποπληρωμής του δανείου σύμφωνα με αυτό που η ίδια πιστεύει πως θα είχε μικρότερο ρίσκο.

Ταυτόχρονα , ένα σύστημα αξιολόγησης βοηθάει και την ίδια την επιχείρηση που ζητάει ένα δάνειο με τους εξής τρόπους:

- ✓ Δίνει ένα μέτρο στο κατά πόσο ισχυρή και σταθερή οικονομικά είναι η επιχείρηση από τη μεριά ενός ουδέτερου και αντικειμενικού παρατηρητή.
- ✓ Αποτρέπει την επιχείρηση από το δανεισμό ενός ποσού το οποίο δεν θα ήταν δυνατό να αποπληρώσει.
- ✓ Καθορίζει ένα χρονοδιάγραμμα με βάση το οποίο θα είναι πιο πιθανό για μία επιχείρηση να αποπληρώσει ένα δάνειο.
- ✓ Επιταχύνει τις διαδικασίες για την παραχώρηση του δανείου.

2.6 Περίληψη

Το κεφάλαιο αυτό αναφέρθηκε σε γενικά πλαίσια για τον πιστωτικό κίνδυνο. Παρατέθηκαν οι κίνδυνοι που διατρέχει μία τράπεζα και οι πηγές του πιστωτικού κινδύνου. Έπειτα αναλύθηκαν οι κύριοι πυλώνες πάνω στους οποίους στηρίζονται όλα τα συστήματα εκτίμησης. Στη συνέχεια δόθηκε η περιγραφή των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών που πρέπει να διαθέτει ένα αποτελεσματικό σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου. Τέλος έγινε αναφορά τους τομείς στους οποίους χρησιμεύει ένα τέτοιο σύστημα. Το επόμενο κεφάλαιο μιλά για την περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων (DEA) που είναι η προσέγγιση με βάση την οποία αναπτύχθηκαν τα μοντέλα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου της παρούσας εργασίας και παρατίθενται ορισμένα στοιχεία για αυτή.

Κεφάλαιο 3: Περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων

Η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε για την προσέγγιση της καλύτερης δυνατής λύσης του προβλήματος είναι η περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων (data envelopment analysis).

3.1 Βασικοί ορισμοί

- Λειτουργική μονάδα (DMU)

Στο επίκεντρο της συγκεκριμένης μεθοδολογίας τίθενται οι λειτουργικές μονάδες (DMU's) και το κατά πόσο αυτές λειτουργούν ή είναι δυνατόν να λειτουργήσουν αποτελεσματικά. Στη θέση της λειτουργικής μονάδας μπορεί να τοποθετηθεί οτιδήποτε παίρνει κάτι ως είσοδο και βγάζει κάτι ως έξοδο. Για παράδειγμα λειτουργική μονάδα είναι ένα νοσοκομείο που χρησιμοποιεί ως είσοδο ιατρούς, νοσοκόμους, φάρμακα, εγκαταστάσεις κ.α. και έχει ως έξοδο τον αριθμό των περιθαλπόμενων ασθενών. Λειτουργική μονάδα όμως μπορεί να θεωρηθεί και ένα τμήμα αυτού του νοσοκομείου ή και ένα μόνο γραφείο.

- Αποτελεσματικότητα

Η αποτελεσματικότητα ενός DMU έχει να κάνει αποκλειστικά με τις εισόδους και τις εξόδους του. Όσο πιο μεγάλη είναι η αποτελεσματικότητα ενός DMU τόσο πιο καλά θεωρείτε ότι συμπεριφέρεται. Συγκεκριμένα ορίζεται ένα DMU ως αποτελεσματικό όταν δεν είναι δυνατόν, σύμφωνα με τα στοιχεία, να βελτιωθεί κάποια είσοδος ή κάποια έξοδος χωρίς να μεταβληθεί αρνητικά οποιαδήποτε άλλη είσοδος ή έξοδος. Με άλλα λόγια το συγκεκριμένο DMU κάνει με βάση τις εισόδους του τέτοια διαχείριση που δεν υστερεί σε σχέση με τις υπόλοιπες λειτουργικές μονάδες που εξετάζονται.

- Σχετική αποτελεσματικότητα

Η DEA δεν κατηγοριοποιεί τα DMU με βάση την απόλυτη αποτελεσματικότητά τους. Έχοντας συλλέξει την αποτελεσματικότητα ενός αριθμού αντίστοιχων DMU προχωράει σε σύγκριση αυτών και με βάση αυτή τη σύγκριση καταλήγει στο αν είναι «καλή» ή όχι μία λειτουργική μονάδα. Συνεπώς η σχετική αποτελεσματικότητα μίας λειτουργικής μονάδας είναι το πόσο αποτελεσματική είναι σε σχέση με τις υπόλοιπες

μονάδες που εξετάζονται. Είναι δηλαδή δυνατόν μία μονάδα ενώ είναι αναποτελεσματική σε ένα δείγμα, σε ένα άλλο να φαίνεται αποτελεσματική.

3.2 Ερμηνεία αποτελεσμάτων

Μέσω της DEA, εκμεταλλευόμενοι το γεγονός ότι είναι γνωστές οι σχετικές αποτελεσματικότητες των DMU είναι πλέον δυνατόν, χωρίς καμία άλλη πληροφορία να καταταχθούν αναλόγως. Αυτό είναι και ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα της μεθόδου. Δεν χρειάζεται να είναι γνωστή η φύση των εισόδων και των εξόδων, ούτε η σχέση που έχουν αυτές μεταξύ τους. Αντίθετα, συγκρίνοντας το πόσο καλά ανταποκρίνεται μία λειτουργική μονάδα σε σχέση με τις υπόλοιπες εξάγονται όσες πληροφορίες χρειάζεται. Η παραπάνω διαδικασία δεν ενδιαφέρεται για τη σημαντικότητα της κάθε εισόδου ή εξόδου αλλά ούτε και για το απόλυτο μέγεθος αυτών των δεδομένων.

Η DEA είναι ένας εύκολος, πολύ ευέλικτος και συνάμα αποτελεσματικός τρόπος να αξιολογήσουμε τα δεδομένα μας. Το κύριο πλεονέκτημά της, το ότι δηλαδή δεν χρειάζεται να γίνονται οποιεσδήποτε υποθέσεις σχετικά με τα δεδομένα και τη σχέση που έχουν μεταξύ τους, είναι αυτό που την έχει κάνει εξαιρετικά δημοφιλή σε πολλά επιστημονικά πεδία αλλά και πολύτιμη σε ότι αφορά την μελέτη της αποτελεσματικότητας στον τομέα των οργανισμών και των επιχειρήσεων. Είναι ένα μαθηματικό μοντέλο γραμμικού προγραμματισμού το οποίο είναι χρήσιμο κυρίως όταν υπάρχει ενδιαφέρον στο να οριστεί ένα όριο με βάση το οποίο θα κατηγοριοποιηθεί αυτό που εξετάζεται και όχι για να γίνει διερεύνηση των ιδιομορφιών της κατανομής ολόκληρου του δείγματος.

Σε γενικές γραμμές χειρίζεται μόνο ποσοτικές μεταβλητές και δεν είναι εργαλείο κατάλληλο για πρόβλεψη αλλά για εκτίμηση της αποτελεσματικότητας τη συγκεκριμένη χρονική στιγμή και στο ορισμένο δείγμα που αυτή εξετάζεται. Βέβαια υπάρχουν ορισμένα μοντέλα (κατηγορικό κ.α.) τα οποία έχουν τη δυνατότητα να ενσωματώνουν και ποιοτικές μεταβλητές καθώς και κάποια άλλα τα οποία μπορούν να κάνουν εκτίμηση της αποτελεσματικότητας για διάφορες περιόδους.

3.3 Σύντομη ιστορική αναδρομή και λίγα λόγια για τη DEA

Η βασική ιδέα και η πρώτη ανάπτυξή της DEA έγινε από τους Charnes et al. (1978) που έδωσαν μία αξιόπιστη μέθοδο επεκτείνοντας μία ιδέα του Farrell (1957).

Η ανάλυση αποτελεσματικότητας ως πρόβλημα βέβαια δεν ήταν πρωτόγνωρο ούτε απασχόλησε πρώτο τον Farrell. Ως ένα σχετικά δύσκολο αλλά και αποφασιστικής σημασίας πρόβλημα είχε απασχολήσει αρκετούς ερευνητές πριν την εργασία του Farrell.

Στη μελέτη του ο ίδιος πρότεινε μία μέθοδο μέτρησης της αποτελεσματικότητας για την περίπτωση που οι λειτουργικές μονάδες που εξετάζονταν είχαν μία είσοδο και μία έξοδο.

Η μέτρηση της αποτελεσματικότητας γινόταν μέσα από μία παραγωγική συνάρτηση στην οποία κατέληγε ο Farrell.

Βασιζόμενοι σε αυτό το μοντέλο, το οποίο ο Farrell δεν κατάφερε να επεκτείνει, οι Charnes et al. πρότειναν ένα μοντέλο που συμπεριλαμβάνει και μονάδες με πολλαπλές εισόδους και εξόδους. Από αυτή την ιδέα προέκυψε η DEA, μία ιδέα πάνω στην οποία με τον καιρό έγιναν επεκτάσεις για να χρησιμεύει σε διαφορετικές εφαρμογές μία από τις οποίες εξετάζεται στην παρούσα εργασία.

Μία από τις θεμελιώδεις ιδέες της DEA είναι ο ορισμός της σχετικής αποτελεσματικότητας. Αυτός προκύπτει από το άθροισμα του γινομένου των βαρών των εξόδων με τις ίδιες τις εξόδους προς το άθροισμα του γινομένου των βαρών των εισόδων προς τις εισόδους. Με άλλα λόγια σε κάθε είσοδο αντιστοιχεί ένα ορισμένο βάρος v_i και σε κάθε έξοδο ένα άλλο βάρος u_r . Αυτά τα βάρη πολλαπλασιάζονται με τις ίδιες τις εισόδους και τις εξόδους και το άθροισμα που προκύπτει από όλες τις εξόδους το διαιρούμε με το άθροισμα των εισόδων.

Στη DEA το καλύτερο σκορ αποτελεσματικότητας που μπορεί να πετύχει μία λειτουργική μονάδα είναι 1, κάτι που δείχνει πως η μονάδα είναι αποτελεσματική. Η DEA δημιουργεί μέσα από την κατάταξη των επιχειρήσεων μία περιοχή που από τη μία είναι οι αποτελεσματικές επιχειρήσεις και πάνω στα όρια της περιοχής και από την άλλη πλευρά βρίσκεται το σύνολο των μη αποτελεσματικών επιχειρήσεων.

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να σημειωθεί πως αποτελεσματική επιχείρηση δεν σημαίνει απαραίτητα και καλή επιχείρηση. Στην παρούσα εργασία «αποτελεσματική» είναι μία επιχείρηση που είναι ασυνεπής. Μπορεί να ακούγεται οξύμωρο αλλά στην συγκεκριμένη μέθοδο το αποτελεσματικό ορίζεται ως αυτό που είναι πάνω στο όριο και στην συγκεκριμένη εφαρμογή πάνω στο όριο είναι οι, κατά τη DEA, ασυνεπείς οικονομικά επιχειρήσεις.

3.4 Κύριες μαθηματικές διατυπώσεις της DEA

Σε αυτό το σημείο θα δοθούν ορισμένες λεπτομέρειες για τις περισσότερο γνωστές μαθηματικές διατυπώσεις τις DEA όπως έχουν αναπτυχθεί από ερευνητές καθώς και μία περιγραφή του μοντέλου που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία.

3.4.1 Μοντέλο CCR (Charnes, Cooper, Rhodes)

Το μοντέλο αυτό αναπτύχθηκε από τους ανωτέρω επιστήμονες το 1978 και ήταν από τα πρώτα της DEA. Η διατύπωσή του είναι η εξής :

$$\text{Max}\left\{h_o = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}}\right\}$$

υπό:

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1 \quad \text{για } j=1,2,\dots,n$$

$$\frac{u_r}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} > \varepsilon \quad \text{για } r=1,2,\dots,s$$

$$\frac{v_i}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} > \varepsilon \quad \text{για } i=1,2,\dots,m$$

$$\varepsilon > 0$$

Στο παραπάνω μοντέλο γίνονται κάποιες παραδοχές. Αρχικά θεωρείται ότι τα DMU's που εξετάζονται είναι n . Κάθε ένα από αυτά έχει m εισόδους τις οποίες χρησιμοποιεί για να παράγει s εξόδους. Y_{rj} είναι η έξοδος r του j -οστού DMU και X_{ij} είναι η είσοδος i του ίδιου. Από τα παραπάνω εξάγεται και η αποτελεσματικότητα μίας συγκεκριμένης λειτουργικής μονάδας η οποία μπορεί να πάρει τιμές από 0 έως 1. Η αποτελεσματικότητα δίνεται από το h_o και μόνο στην περίπτωση που είναι 1 μας δίνει ένα DMU αποτελεσματικό ειδάλλως η προσέγγιση μας λέει πως υπάρχει ένα άλλο DMU το οποίο αξιοποιεί καλύτερα τις εισόδους του. Στον ίδιο τύπο ο αριθμητής είναι το σύνολο των επιθυμητών εξόδων ενώ ο παρονομαστής είναι οι εισοδοί που χρησιμοποιούνται για να πάρουμε αυτές τις εξόδους. Με u_r συμβολίζεται το βάρος της εξόδου r και με v_i το βάρος της εισόδου i . Το ποιες τιμές πρέπει να έχουν αυτά τα βάρη προσδιορίζεται από την επίλυση του μοντέλου. Όταν αυτά προσδιοριστούν δημιουργείται μία εικονική είσοδος $X_o = \sum v_i^* x_{io}$, $i = 1, 2, \dots, m$ και μία εικονική έξοδος $Y_o = \sum u_r^* y_{ro}$, $r = 1, 2, \dots, s$. Από εκεί, με τη διαίρεση Y_o / X_o προκύπτει και η αποτελεσματικότητα h_o^* που αντιστοιχεί στο DMU₀.

Στην προσέγγιση που παρατέθηκε χρησιμοποιούνται τρεις περιορισμοί. Ο πρώτος περιορισμός είναι αυτός που εξασφαλίζει ότι ένα DMU έχει αποτελεσματικότητα το

πολύ 1 και οι επόμενοι χρησιμεύουν στο να μην έχει μηδενικό βάρος, δηλαδή να υπολογίζονται όλες οι εισοδοι και έξοδοι.

3.4.2 Μοντέλο BCC (Banker, Charnes, Cooper)

Το BCC είναι ένας ακόμα τρόπος διατύπωσης της DEA που διατυπώθηκε το 1984. Σε αντίθεση με το CCR, το BCC προσφέρει τη δυνατότητα της κλιμάκωσης των αποδόσεων. Στο CCR γίνεται παραδοχή ότι εάν οι εισοδοι μίας λειτουργικής μονάδας αυξηθούν, θα αυξηθούν αντίστοιχα και οι έξοδοί της. Δηλαδή αν διπλασιαστούν οι ποσότητες των εισόδων, τότε θα διπλασιαστούν και οι έξοδοι. Αυτό το εν πολλοίς αυθαίρετο συμπέρασμα δεν ισχύει στο BCC. Αντίθετα σε αυτό το μοντέλο παρέχεται μία εκτίμηση της τεχνικής αποτελεσματικότητας της μονάδας, βάσει της λειτουργίας της.

Το μοντέλο BCC έχει πολλές διατυπώσεις. Παρακάτω παρατίθεται η διατύπωση η οποία αντιστοιχεί στο μοντέλο CCR:

$$\text{Min } \{\theta - \varepsilon[\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+]\}$$

υπό:

$$\theta x_{io} - \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j - s_i^- = 0$$

$$y_{ro} = \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - s_r^+$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$$

$$\lambda_j \geq 0 \text{ για } j = 1, 2, \dots, n$$

$$s_i^- \geq 0 \text{ για } i = 1, 2, \dots, m$$

$$s_r^+ \geq 0 \text{ για } r = 1, 2, \dots, s$$

Μία διαφορά στο μοντέλο BCC και στο μοντέλο CCR είναι οι μεταβλητές λ_j το άθροισμα των οποίων πρέπει να είναι ίσο με τη μονάδα. Ένα ακόμα σημείο που οι δύο προσεγγίσεις είναι διαφορετικές είναι σε ότι αφορά τον τρόπο υπολογισμού της αποτελεσματικότητας. Ενώ στο CCR δεν γίνεται διαχωρισμός του DMU από τις συνθήκες στις οποίες λειτουργεί, το BCC παρέχει αυτή τη δυνατότητα. Αυτό επιτρέπει να υπάρξει μία εκτίμηση της τεχνικής του αποτελεσματικότητας.

Η δυική μορφή του μοντέλου είναι:

$$Max \{ \sum_{r=1}^s u_r y_{ro} - u_o \}$$

υπό:

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} - u_o \leq 0$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1$$

$$-u_r \leq -e$$

$$-v_i \leq -e$$

Η μεταβλητή u_o^* είναι αυτή που καθορίζει το πώς μεταβάλλονται οι έξοδοι της λειτουργικής μονάδας σε περίπτωση που συμβεί κάποια αλλαγή στις εισόδους τις. Συγκεκριμένα εάν ισχύει $u_o^* = 0$ τότε το μοντέλο λειτουργεί όπως το CCR, θεωρώντας μία γραμμική αναλογία ανάμεσα στις εισόδους και τις εξόδους. Εάν $u_o^* < 0$ τότε μία πιθανή αύξηση στις εισόδους θα επιφέρει μείωση στις εξόδους ενώ αν $u_o^* > 0$ προκύπτουν τα ακριβώς αντίθετα αποτελέσματα.

3.5 Επεκτάσεις της μεθόδου DEA

Μετά την αρχική ανάπτυξη της μεθόδου, ερευνητές πρότειναν ορισμένες επεκτάσεις προκειμένου να καλυφθούν ποικίλες ανάγκες επίλυσης προβλημάτων τα οποία δεν μπορούσαν να προσεγγιστούν ικανοποιητικά. Στη συνέχεια θα γίνει περιγραφή του προσθετικού μοντέλου, στο οποίο βασίστηκε και η παρούσα εργασία, του πολλαπλασιαστικού μοντέλου, του μοντέλου MED, του κατηγορικού μοντέλου και του μοντέλου εξωγενών παραγόντων.

3.5.1 Προσθετικό μοντέλο (additive model)

Το προσθετικό μοντέλο είναι ένας ακόμα τρόπος υπολογισμού της τεχνικής αποτελεσματικότητας. Δημιουργήθηκε από τους Charnes et al. (1985) και η γενική του μορφή είναι η παρακάτω :

$$Max \{ \sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \}$$

υπό:

$$x_{io} - \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j - s_i^- = 0$$

$$y_{ro} = \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - s_r^+$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$$

$$\lambda_j \geq 0 \text{ για } j = 1, 2, \dots, n$$

$$s_i^- \geq 0 \text{ για } i = 1, 2, \dots, m$$

$$s_r^+ \geq 0 \text{ για } r = 1, 2, \dots, s$$

Ένα από τα κύρια χαρακτηριστικά του προσθετικού μοντέλου είναι ο διαχωρισμός που γίνεται ανάμεσα στις εισόδους και τις εξόδους. Σκοπός αυτού του μοντέλου είναι να αυξηθούν όσο το δυνατόν περισσότεροι οι εισοδοί μειώνοντας κατά το δυνατόν τις εισόδους. Αυτό γίνεται περισσότερο κατανοητό αν εισαχθούν οι εξής μεταβλητές:

$$\hat{y}_{ro} = y_{ro} + s_i^{+*} \geq y_{ro} \quad r=1,2,\dots,s$$

και

$$\hat{x}_{io} = x_{io} - s_i^{-*} \leq x_{ro} \quad i=1,2,\dots,m$$

Εδώ φαίνεται ξεκάθαρα ότι όλες οι μεταβλητές απόκλισης έχουν μία σχέση μεταξύ τους. Με αυτόν τον τρόπο για να επιτευχθεί κάποιο ικανοποιητικό αποτέλεσμα πρέπει να φτάσουμε σε ένα σημείο όπου να μην είναι δυνατό να αυξηθεί μία ορισμένη έξοδος ή να μειωθεί μία ορισμένη είσοδος χωρίς να μειωθούν άλλες εξόδους ή να αυξηθούν άλλες εισόδους. Το παραπάνω έχει αναπτυχθεί και σαν θεώρημα σε ότι αφορά το προσθετικό μοντέλο σε μία εργασία των Cooper, Seiford, Tone (2000).

Πιο συγκεκριμένα, με βάση τα δεδομένα το προσθετικό μοντέλο είναι ικανό να βρει τις μεγαλύτερες δυνατές εξόδους και τις μικρότερες δυνατές εισόδους που μπορεί να πετύχει

ένας οργανισμός. Το κλειδί για την όλη διαδικασία είναι ο προσδιορισμός και η ελαχιστοποίηση των μεταβλητών απόκλισης. Μεταβλητή απόκλισης λέγεται στο προσθετικό μοντέλο οτιδήποτε το οποίο είναι δυνατόν να ελαττωθεί χωρίς να λαμβάνονται χειρότερα αποτελέσματα. Με άλλα λόγια οι μεταβλητές αυτές αφαιρούνται από τις εξόδους κάνοντάς τις μικρότερες και προστίθενται στις εισόδους κάνοντάς τις μεγαλύτερες. Κάθε λειτουργική μονάδα έχει τόσες μεταβλητές απόκλισης όσες το άθροισμα των εισόδων και των εξόδων της. Όταν αυτές εξαλειφθούν τότε η μονάδα δουλεύει με τον πιο αποτελεσματικό τρόπο.

Στα πλεονεκτήματα του προσθετικού μοντέλου συγκαταλέγεται το γεγονός πως σε περίπτωση που διαφοροποιηθεί ο τρόπος που εισάγονται τα δεδομένα, η ουσία των αποτελεσμάτων δεν αλλάζει. Μπορεί να διαφοροποιείται ο βαθμός της τεχνικής αποτελεσματικότητας μίας επιχείρησης αλλά αυτή δεν παύει να κατέχει την ίδια σχετική θέση συγκρινόμενη με τις υπόλοιπες επιχειρήσεις. Αν δηλαδή μία επιχείρηση είναι πιο αποτελεσματική από μία άλλη, δεν θα πάψει να φαίνεται αποτελεσματικότερη όπως και να εισαχθούν τα δεδομένα παρόλο που σε απόλυτο βαθμό η αποτελεσματικότητά της μπορεί να αλλάξει. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι πολύ χρήσιμο για τα συμπεράσματα της παρούσας εργασίας.

Το προσθετικό μοντέλο που εξετάζεται έχει κάποιες ομοιότητες με τα μοντέλα που προαναφέρθηκαν. Σε σχέση με το μοντέλο BCC, ισχύει ότι όταν ένα DMU είναι αποτελεσματικό για το ένα μοντέλο τότε είναι αποτελεσματικό και για το άλλο (Ahn et al., 1988). Παρόλα αυτά σε περίπτωση που ένα DMU βρεθεί μη αποτελεσματικό τότε ο βαθμός της αποτελεσματικότητάς του καθώς και το από πού ακριβώς προέρχεται αυτή η αναποτελεσματικότητα διαφέρουν λόγω των διαφορετικών τρόπων προσεγγίσεως του προβλήματος.

3.5.2 Πολλαπλασιαστικό μοντέλο

Η κύρια διαφορά του πολλαπλασιαστικού μοντέλου με τα προηγούμενα, είναι ότι ο συνδυασμός εισόδων και εξόδων γίνεται με πολλαπλασιαστικό τρόπο σε αντίθεση με τα προηγούμενα όπου γινόταν με προσθετικό. Στο μοντέλο που περιγράφεται (Charnes et al., 1982, 1983) είσοδοι και έξοδοι προσδιορίζονται πολλαπλασιαστικά και τα διανύσματα X και Y , εισόδων και εξόδων αντίστοιχα είναι λογάριθμοι. Ως αποτέλεσμα λαμβάνεται ένα λογαριθμικό-γραμμικό όριο και όχι ένα απλά γραμμικό όπως συμβαίνει με τις άλλες μεθόδους. Όπως και στο προσθετικό μοντέλο ο βαθμός αποτελεσματικότητας μίας μονάδας εκφράζεται από το βαθμό εξάλειψης των μεταβλητών απόκλισης που αυτή έχει καταφέρει.

3.5.3 Το μοντέλο MED

Τα συνηθισμένα μοντέλα της DEA για να διαπιστώσουν αν ένα DMU είναι αποτελεσματικό ή όχι κάνουν σύγκριση του συγκεκριμένου DMU με ένα γραμμικό συνδυασμό των υπολοίπων DMU. Έτσι το κατατάσσουν αναλόγως. Μερικές φορές όμως είναι επιθυμητό να γίνει σύγκριση μεταξύ ενός DMU και ενός άλλου και όχι με κάποιο γραμμικό συνδυασμό. Το μοντέλο MED (Measures of Efficiency Dominance) το οποίο προτάθηκε από τους Bardhan et al. (1996) δίνει τη δυνατότητα για αυτού του τύπου τη σύγκριση.

3.5.4 Μοντέλα εξωγενών παραγόντων

Η DEA δίνει πληροφορίες σχετικά με το αν μια λειτουργική μονάδα είναι αποτελεσματική και το πόσο θα πρέπει να αυξήσει κάποιες εξόδους ή κάποιες εισόδους προκειμένου να γίνει αποτελεσματική. Σε κάποιες περιπτώσεις βέβαια υπάρχουν παράγοντες τους οποίους η ίδια η λειτουργική μονάδα ή οι υπεύθυνοι για αυτή δεν μπορούν να ελέγξουν π.χ. καιρικά φαινόμενα, ελλείψεις πρώτων υλών κ.α. Όλα αυτά περιγράφονται με τον όρο εξωγενείς παράγοντες. Ορμώμενοι από αυτό οι Charnes et al., (1985) και οι Banker και Morey (1986) ανέπτυξαν μοντέλα στα οποία γίνεται διάκριση των εξωγενών παραγόντων από αυτούς που μπορούν να ελεγχθούν από τους υπευθύνους της λειτουργικής μονάδας και στα οποία οι εξωγενείς παράγοντες προσδιορίζονται από μία σταθερά.

3.5.5 Το κατηγορικό μοντέλο

Σε ορισμένους τύπους ανάλυσης είναι απαραίτητο να συνυπολογίζονται μαζί με τις ποσοτικές και ποιοτικές μεταβλητές. Οι Banker και Morey (1986) πρότειναν μία προσαρμογή στο μοντέλο της DEA η οποία επιτρέπει την ενσωμάτωση αυτού του είδους των μεταβλητών. Ένα παράδειγμα στο οποίο πρέπει να χρησιμοποιείται το κατηγορικό μοντέλο είναι όταν έχουμε σύγκριση όμοιων λειτουργικών μονάδων οι οποίες όμως λειτουργούν υπό διαφορετικό θεσμικό πλαίσιο.

3.6 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί της DEA

Η μέθοδος της DEA μπορεί να αποτελέσει ένα πολύ σημαντικό εργαλείο στο χώρο της διοίκησης όταν χρησιμοποιηθεί με τον κατάλληλο τρόπο. Ορισμένοι από τους λόγους που κάνουν την DEA τόσο σημαντική παρατίθενται ακολούθως:

- ✓ *Συγκρίνει τις προς εξέταση λειτουργικές μονάδες με ένα σύνολο ομοειδών μονάδων*

Αυτή η απευθείας σύγκριση αποτελεί μεγάλη διευκόλυνση για τον ερευνητή. Δεν χρειάζεται καμία προεργασία ή κατηγοριοποίηση των λειτουργικών μονάδων για

να γίνει η σύγκριση. Επίσης δεν απαιτείται η οποιαδήποτε προσαρμογή των δεδομένων ώστε αυτά να ακολουθούν κάποιους κανόνες ή μία ορισμένη κωδικοποίηση για να μπορούν να εισαχθούν στο σύστημα.

✓ ***Μπορεί να συμπεριλάβει ένα μεγάλο αριθμό δεδομένων εισόδου και εξόδου στη διαδικασία της κατηγοριοποίησης***

Η DEA λόγω της φύσης της και του τρόπου που κάνει την κατηγοριοποίηση έχει τη δυνατότητα να πάρει ένα πολύ μεγάλο αριθμό δεδομένων, τα οποία τα χρησιμοποιεί αναλόγως προκειμένου να προκύψει η καμπύλη αποτελεσματικότητας. Ο βαθμός αύξησης της υπολογιστικής πολυπλοκότητας όταν αυξάνονται τα δεδομένα στη DEA είναι πολυονυμικός πράγμα που κάνει επιτρεπτή τη συλλογή πολλών και διαφορετικών δεδομένων πριν περάσει κανείς στην ανάλυσή.

✓ ***Δεν απαιτείται ο προσδιορισμός της σχέσης μεταξύ εισόδου και εξόδου***

Ακόμα ένα χαρακτηριστικό που δίνει μεγάλη ευελιξία και ελευθερία κινήσεων στον αναλυτή. Συχνά η διερεύνηση αυτής της σχέσης αλλά και η εισαγωγή της στο σύστημα αποτελούν χρονοβόρες διαδικασίες.

✓ ***Τα δεδομένα εισόδου και εξόδου μπορούν να εκφραστούν σε διαφορετικές μονάδες αλλά και να είναι σε διαφορετικές κλίμακες.***

Αυτό το γεγονός δεν θα επηρεάσει καθόλου τη DEA. Η προσαρμογή των δεδομένων σε μία κατάλληλη μονάδα κοινή για όλες τις μεταβλητές αποτελεί περιττή διαδικασία.

Από τα παραπάνω γίνεται φανερό η ευελιξία που παρέχει η DEA σαν εργαλείο αλλά και η μεγάλη ευκολία που δίνει στον αναλυτή. Φυσικά, όπως σε κάθε εργαλείο, έτσι και σε αυτό, υπάρχουν κάποια λεπτά σημεία στα οποία ο ερευνητής θα πρέπει να δείξει την κατάλληλη προσοχή. Ένα από αυτά είναι η κατάλληλη επιλογή του βάρους κάθε μίας μεταβλητής. Όπως έχει ήδη γραφτεί, επειδή κάθε είσοδος ή έξοδος δεν είναι το ίδιο σημαντική για μία λειτουργική μονάδα, στη DEA δίνεται η δυνατότητα ο αναλυτής να επιλέξει ποιες εισοδοί και έξοδοι θεωρεί αυτός πως πρέπει να είναι περισσότερο σημαντικές όταν έρθει η ώρα της εκτίμησης της αποτελεσματικότητας. Σε αυτή του την επιλογή ο ερευνητής πρέπει να είναι πολύ προσεκτικός καθώς τυχόν μικρά λάθη στην εκτίμηση της σημαντικότητας μπορεί να οδηγήσουν σε μεγαλύτερα λάθη στα αποτελέσματα. Ένας εύκολος και απλός τρόπος για να περιοριστεί αυτό το φαινόμενο είναι να οριστεί ένα ελάχιστο και ένα μέγιστο βάρος για κάθε ένα στοιχείο εισόδου/

εξόδου. Αυτό, χωρίς να λύνει το πρόβλημα, απαγορεύει το να υπάρχουν τεράστιες αποκλίσεις ανάμεσα στις μεταβλητές από πιθανά λάθη ή παραλήψεις. Φυσικά η διαφορά του πάνω και του κάτω ορίου δεν πρέπει να είναι τόσο μικρή που να περιορίζει τον ερευνητή από τη σωστή διάκριση μίας πολύ σημαντικής παραμέτρου από μία ασήμαντη. Οι Charnes et al. (1994) έδωσαν κάποιες χρήσιμες συμβουλές για το πότε πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή σε ότι αφορά τον προσδιορισμό των βαρών. Συγκεκριμένα τόνισαν ότι πρέπει να δίνεται παραπάνω προσοχή όταν στην ανάλυση δεν λαμβάνονται υπόψη συμπληρωματικές πληροφορίες οι οποίες θα μπορούσαν να ενσωματωθούν απευθείας στο μοντέλο καθώς και στην περίπτωση που ο αριθμός εισόδων και εξόδων είναι πολύ μεγάλος σε σχέση με τον αριθμό των DMU.

Για να μπορεί να δώσει αποτέλεσμα, πρέπει κάθε μία λειτουργική μονάδα να έχει ίσες εισόδους και εξόδους με τις υπόλοιπες. Στην υποθετική περίπτωση που υπάρχει αύξηση της τιμής μίας μεταβλητής εισόδου, αυτό μπορεί να επιφέρει αύξηση στην τιμή ορισμένων μεταβλητών εξόδου αλλά ποτέ μείωση σε κάποια από αυτές τις μεταβλητές. Αντίστοιχα, αν υπάρχει μείωση σε κάποια από τις εισόδους, τότε αποκλείεται να αυξηθεί οποιαδήποτε από τις εξόδους. Από το παραπάνω γίνεται κατανοητό ότι οι έξοδοι επηρεάζονται αποκλειστικά από τις εισόδους και δεν τις επηρεάζουν καθόλου ο αριθμός ή το μέγεθος των υπολοίπων εξόδων.

Υπάρχει μία σχέση που καθορίζει το πόσες λειτουργικές μονάδες θα πρέπει να συγκριθούν σε σχέση με το άθροισμα των μεταβλητών προκειμένου να προκύψουν αξιόπιστα αποτελέσματα. Αν οι λειτουργικές μονάδες είναι λιγότερες από αυτό τον αριθμό, ο κίνδυνος να χαρακτηριστούν πολλές λειτουργικές μονάδες σαν αποτελεσματικές είναι πιθανός. Το σύστημα, ελλείψει ικανοποιητικού αριθμού επιχειρήσεων προς σύγκριση, μπορεί να θεωρήσει πως μία επιχείρηση μπορεί να μην τα καταφέρνει καλά κάπου, αλλά τα καταφέρνει καλά κάπου αλλού και να τη χαρακτηρίσει ως αποτελεσματική. Όσο πιο μεγάλος είναι ο αριθμός εισόδων και εξόδων, τόσο πιο πιθανό είναι το σύστημα να βρίσκει αναποτελεσματικές επιχειρήσεις που όμως λόγω ορισμένων ικανοποιητικών επιδόσεων τους σε πολύ συγκεκριμένους και περιορισμένους τομείς να χαρακτηρίζονται αποτελεσματικές. Ένας γενικός κανόνας είναι να χρησιμοποιούνται τουλάχιστον τρεις επιχειρήσεις για κάθε μία είσοδο ή έξοδο που έχουν αυτές. Έτσι εξασφαλίζεται ένας ικανοποιητικός βαθμός ελευθερίας που επιτρέπει στο σύστημα πιο ασφαλείς εκτιμήσεις.

Η DEA αποτελεί μία μέθοδο ακραίου σημείου με όσα θετικά και αρνητικά αναπόδραστα έχει μία τέτοια μέθοδος. Πρέπει όταν χρησιμοποιείται να είναι κατανοητό το τι ακριβώς μπορεί να κάνει και τα όριά της σε ότι αφορά την αποτελεσματικότητα. Η DEA είναι μία πολύ καλή επιλογή στην αναζήτηση των αποτελεσματικότερων ανάμεσα σε έναν αριθμό

δεδομένων λειτουργικών μονάδων αλλά δεν είναι ο κατάλληλος τρόπος για να βγει ασφαλές συμπέρασμα σχετικά με το αν αυτές οι λειτουργικές μονάδες είναι αποτελεσματικές γενικά ή να δοθεί με μία ποσότητα η απόλυτη αποτελεσματικότητά τους. Η DEA έχει νόημα μόνο μέσα από ένα σύνολο DMU και δεν μπορεί να εφαρμοστεί κατά μόνας για κάθε λειτουργική μονάδα.

3.7 Περίληψη

Στο κεφάλαιο αυτό έγινε μία γενική περιγραφή της μεθόδου DEA με αναφορές και σε κάποιες συγκεκριμένες διατυπώσεις της. Ορίσθηκε το πλαίσιο με βάση το οποίο θα πρέπει να χρησιμοποιείται προκειμένου να αποφασιστεί η αποτελεσματικότητα ή μη μίας λειτουργικής μονάδας καθώς και τα όρια της μεθόδου σε ότι αφορά αυτές τις λειτουργικές μονάδες. Εντοπίστηκαν οι πιθανοί κίνδυνοι που μπορούν να προκύψουν πριν ή κατά τη διάρκεια της ανάλυσης και έγινε αναφορά στο πως πρέπει να ερμηνεύονται τα αποτελέσματα αυτής της μεθόδου. Τέλος παρατέθηκαν τα πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί της μεθόδου. Το επόμενο κεφάλαιο αποτελεί την καρδιά της εργασίας. Μεταξύ άλλων γίνεται αναφορά στη μεθοδολογία που έλαβε χώρα, στην οποία η DEA κατέχει πρωταγωνιστικό ρόλο, καθώς και στην περαιτέρω ανάλυση των αποτελεσμάτων που λήφθηκαν από αυτή.

Κεφάλαιο 4: Εφαρμογή της DEA στην εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου

4.1 Εισαγωγικά

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται το σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου που δημιουργήθηκε. Για να γίνει κάτι τέτοιο χρησιμοποιήθηκε ένας μεγάλος όγκος δεδομένων και πέρασε από επεξεργασία προκειμένου να μπορεί να χρησιμοποιηθεί από το πρόγραμμα που υλοποιήθηκε. Μέσω του προγράμματος, που έγινε στη Matlab, εφαρμόστηκε στα δεδομένα το προσθετικό μοντέλο (additive model) της DEA. Έπειτα με διάφορες τεχνικές που περιγράφονται ακολούθως επιχειρήθηκε η εύρεση της καλύτερης και ακριβέστερης μεθόδου εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.

4.2 Δεδομένα

Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, η επιλογή των δεδομένων είναι πολύ σημαντική για την ακρίβεια του συστήματος. Στην παρούσα εργασία έγινε διαχείριση ενός πολύ μεγάλου όγκου δεδομένων ο οποίος προέκυψε από τους ισολογισμούς εμπορικών εταιριών (ανώνυμες εταιρίες) που δραστηριοποιήθηκαν στην Ελλάδα για τα έτη από το 1998 μέχρι και το 2003. Σε κάθε έτος οι εταιρίες του δείγματος χωρίζονται σε συνεπείς και ασυνεπείς. Ως ασυνεπείς θεωρούνται οι εταιρίες που αντιμετώπισαν δυσκολίες στην αποπληρωμή των υποχρεώσεών τους έναντι των πιστωτών. Στις ασυνεπείς εταιρίες περιλαμβάνονται και οι εταιρίες που κήρυξαν πτώχευση. Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζεται η κατανομή των εταιριών στις δύο κατηγορίες για όλα τα έτη της ανάλυσης.

Έτος	Ασυνεπείς Εταιρίες	Συνεπείς Εταιρίες	Σύνολο Εταιριών/ Έτος
1998	165	6211	6376
1999	216	6805	7021
2000	193	7440	7633
2001	166	7776	7942
2002	142	7920	8062
2003	128	7651	7779
Σύνολο	1010	43803	44813

Για τις επιχειρήσεις σε κάθε έτος t , συλλέχθηκαν διάφορα στοιχεία που περιγράφουν την κατάσταση των επιχειρήσεων το έτος $t-1$. Τα στοιχεία αυτά αφορούν τόσο τα

χρηματοοικονομικά μεγέθη των εταιριών (στοιχεία ισολογισμών) όσο και ορισμένες επιπλέον πληροφορίες που αφορούν την επιχειρηματική τους δραστηριότητα και το πιστωτικό τους παρελθόν. Έτσι χρησιμοποιώντας τα διαθέσιμα επιχειρηματικά δεδομένα, στόχος της ανάλυσης είναι η εκτίμηση της ικανότητας των επιχειρήσεων να ανταποκριθούν στις υποχρεώσεις τους, σε βάθος χρόνου ενός έτους.

Το προσθετικό μοντέλο της DEA λειτουργεί με εισόδους και εξόδους. Έτσι αξιολογήθηκε ποια από τα στοιχεία των εταιριών θα χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι και ποια ως έξοδοι. Η επιλογή των εισόδων και εξόδων βασίζεται τόσο στην εμπειρία όσο και στην οικονομική θεωρία. Συγκεκριμένα ως είσοδοι χρησιμοποιήθηκαν τα στοιχεία εκείνα που όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή τους τόσο πιθανότερο είναι η εταιρία να φανεί συνεπής και ως έξοδοι τα στοιχεία εκείνα που όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή τους τόσο αυξάνεται η πιθανότητα η εταιρία να φανεί ασυνεπής.

Παρακάτω δίνονται οι εισοδοι καθώς και οι μέσοι όροι των εισόδων, πρώτα για τις ασυνεπείς και έπειτα για τις συνεπείς εταιρίες:

	Ασυνεπείς	Συνεπείς
Εισαγωγές (V1)	0.429	0.688
Εξαγωγές (V2)	0.151	0.282
Αντιπροσωπεύσεις (V3)	0.218	0.300
Ακίνητα (V4)	1.967	2.401
Αριθμός συνεργαζόμενων τραπεζών (V5)	2.305	2.638
Προσωπικό (V6)	7.910	22.47
Αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων (προ φόρων) (V7)	-0.026	0.059
Μεικτό περιθώριο κέρδους (V8)	0.211	0.255
Λειτουργικό περιθώριο κέρδους (V9)	0.007	0.051
Καθαρό περιθώριο κέρδους (προ φόρων) (V10)	-0.012	0.046
Δείκτης αποσβέσεων παγίων (V11)	0.429	0.499
Κάλυψη χρηματοοικονομικών εξόδων (V12)	24.424	45.247
Πωλήσεις/Ενεργητικό (V13)	1.336	1.637
Πωλήσεις/Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις (V14)	1.687	2.551
Γενική ρευστότητα (V15)	1.137	1.364
Ειδική ρευστότητα (V16)	0.675	0.814
Πωλήσεις (V17)	2103216	3825785

Οι έξοδοι που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και οι στατιστικοί μέσοι όροι για τις ασυνεπείς και τις συνεπείς εταιρίες αντίστοιχα ήταν οι εξής :

	Ασυνεπείς	Συνεπείς
Συνολικές υποχρεώσεις/Παθητικό (V18)	0.839	0.716
Χρηματοοικονομικά έξοδα/Πωλήσεις (V19)	0.0463	0.0223
Μέσος όρος εισπραξης απαιτήσεων (V20)	170.279	121.798
Μέσος όρος εξόφλησης υποχρεώσεων (V21)	224.517	169.220
Κυκλοφοριακή ταχύτητα αποθεμάτων (V22)	197.436	157.246
Αξία δυσμενών την τελευταία τριετία/Πλέον πρόσφατες πωλήσεις (V23)	0.457	0.008
Τεμάχια δυσμενών την τελευταία τριετία (V24)	18.8	0.23
Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις/Ενεργητικό (V25)	0.835	0.696

Όπως ήταν αναμενόμενο, από τους πίνακες των εισόδων και των εξόδων φαίνεται ότι οι συνεπείς εταιρίες έχουν κατά μέσο όρο μεγαλύτερες εισόδους και μικρότερες εξόδους από τις ασυνεπείς.

4.3 Προσθετικό μοντέλο (additive model) της DEA

Το μοντέλο εφαρμόστηκε για την κατάταξη των επιχειρήσεων ήταν το προσθετικό μοντέλο της DEA. Η συγκεκριμένη μαθηματική διατύπωσή του παρουσιάζεται ακολούθως:

$$Max [es^- + es^+]$$

$$υπό : X\lambda + s^- = x_o$$

$$Y\lambda - s^+ = y_o$$

$$e\lambda = 1$$

$$\lambda \geq 0, \quad s^- \geq 0, \quad s^+ \geq 0.$$

Σε αυτό το μοντέλο θεωρείται ότι υπάρχουν n λειτουργικές μονάδες (επιχειρήσεις) προς εξέταση, με k εισόδους και m εξόδους για την κάθε επιχείρηση.

$X = (x_j) \in R^{k \times n}$ είναι ένας $k \times n$ πίνακας εισόδων, $Y = (y_j) \in R^{m \times n}$ είναι ένας $m \times n$ πίνακας εξόδων, e είναι ένα διάνυσμα με όλα του τα στοιχεία ίσα με 1, s^- είναι το διάνυσμα με τις μεταβλητές απόκλισης που αντιστοιχούν στις εισόδους, s^+ είναι το αντίστοιχο διάνυσμα για τις εξόδους και $\lambda \in R^n$ είναι ένα διάνυσμα συντελεστών στάθμισης των λειτουργικών μονάδων.

Χρησιμοποιώντας τις δεδομένες εισόδους και εξόδους, επιλύεται το προσθετικό μοντέλο για κάθε λειτουργική μονάδα ξεχωριστά αλλάζοντας μόνο τα x_o και y_o για κάθε μία επιχείρηση.

Σε αυτό το σημείο κρίνεται σκόπιμο να δοθούν ορισμένες διευκρινήσεις σχετικά με την εργασία και το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε. Καταρχάς στο παρελθόν ερευνητές έχουν χρησιμοποιήσει τη DEA για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου. Ένα παράδειγμα είναι οι Cielen et al. (2004) που εφάρμοσαν τη DEA για την εκτίμηση της πιθανότητας πτώχευσης μίας επιχείρησης και έκαναν μία σύγκριση της δικής τους μεθόδου με διάφορα μοντέλα γραμμικού προγραμματισμού (Freed and Glover, 1981, 1982, 1986). Σε εκείνη την προσπάθεια εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου προέκυψε ένα βασικό εμπόδιο λόγω της χρησιμοποίησης του CCR μοντέλου. Το μοντέλο αυτό δεν έχει τη δυνατότητα να δεχτεί αρνητικά μεγέθη τα οποία εμφανίζονται συχνά σε δεδομένα επιχειρήσεων. Συνεπώς η εφαρμογή του μοντέλου αυτού ήταν πολύ περιορισμένη. Η επιλογή του προσθετικού μοντέλου που έγινε για την παρούσα εργασία επιτρέπει τη χρησιμοποίηση και αρνητικών μεταβλητών και αυτή είναι μία βασική διαφορά σε σχέση με την εργασία των Cielen et al.

Επιπλέον για την διατύπωση αυτού του συγκεκριμένου μοντέλου έχουν ληφθεί υπόψη, εκτός από την εργασία των Cielen et al. (2004), οι εργασίες των Kao and Liu (2004), Cheng et al. (2006), Ravi et al. (2008) και Ravicumar and Ravi (2007).

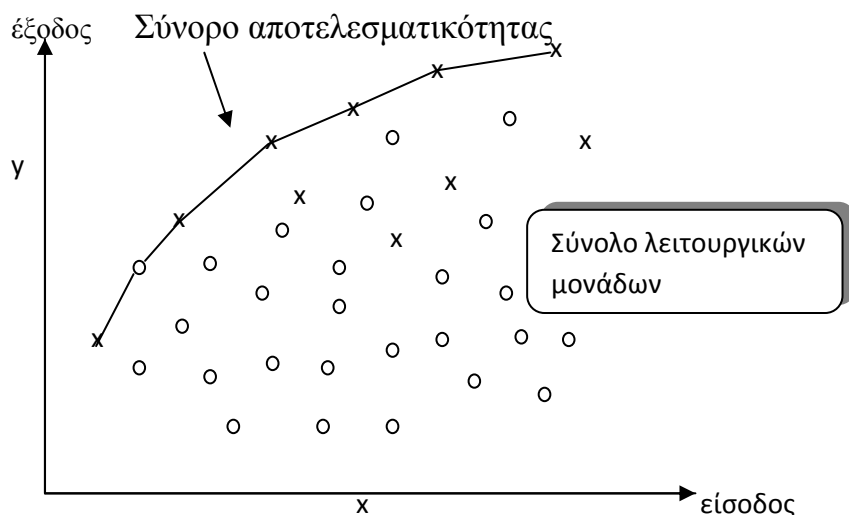
Το προτεινόμενο προσθετικό μοντέλο που εφαρμόζεται βασίζεται στον υπολογισμό εμπειρικών παραγωγικών συναρτήσεων οι οποίες προτάθηκαν από τους Pareto και Coorman. Ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό που κάνει τη χρήση του πολύ ευκολότερη είναι ότι η αποτελεσματικότητα των DMU υπολογίζεται βρίσκοντας μόνο τις μεταβλητές απόκλισης. Σε παλαιότερες εργασίες (Cielen et al., 2004) η αποτελεσματικότητα ενός DMU υπολογιζόταν τόσο από τις μεταβλητές απόκλισης όσο και από μία τιμή αποτελεσματικότητας που υπολογιζόταν ξεχωριστά για κάθε επιχείρηση. Επίσης η μέθοδος των Cielen et al. (2004) έδινε διαφορετικό αποτέλεσμα για διαφορετική

διαδικασία επίλυσης. Η επίλυση με βάση τις εισόδους κατέληγε σε ελαφρώς διαφορετικά αποτελέσματα σε σχέση με την επίλυση με βάση τις εξόδους. Αυτό είχε σαν αποτέλεσμα να μην ξέρουμε με απόλυτη ακρίβεια τον πιστωτικό κίνδυνο που προκύπτει για κάθε μία επιχείρηση. Η παρούσα προσέγγιση ενσωματώνει σε μία κοινή βάση υπολογισμού τόσο τις εισόδους όσο και τις εξόδους έτσι ώστε το αποτέλεσμα που προκύπτει να είναι πάντα το ίδιο ακριβές.

4.4 Ερμηνεία των αποτελεσμάτων

Η συγκεκριμένη εφαρμογή της DEA διαφέρει ελαφρά από τις παραδοσιακές εφαρμογές της. Πάντα μετά την ανάλυση και την τοποθέτηση των επιδόσεων κάθε λειτουργικής μονάδας στο ορθοκανονικό σύστημα σχηματίζεται ένα σύνορο. Το σύνορο αυτό είναι μία καμπύλη η οποία ενώνει μία σειρά λειτουργικών μονάδων που βρίσκονται πάνω του. Αυτές οι λειτουργικές μονάδες θεωρούνται αποτελεσματικές ενώ οι υπόλοιπες θεωρούνται μη αποτελεσματικές. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή υπάρχει η ακριβώς αντίθετη ερμηνεία του συνόρου. Επειδή εκτιμάται η ασυνέπεια μιας εταιρίας οπότε οι εταιρίες που είναι ασυνεπείς σε σχέση με τις υπόλοιπες λαμβάνουν θέσεις κοντά ή πάνω στο σύνορο. Έτσι ως υποψήφιες να φανούν ασυνεπείς θεωρούνται οι εταιρίες εκείνες που είναι πάνω στο σύνορο αποτελεσματικότητας (Bankruptcy frontier) και συνεπείς εταιρίες εκείνες οι οποίες περικλείονται από το σύνορο (Bankruptcy possibility set).

Τα παραπάνω φαίνονται εποπτικά στο σχήμα που ακολουθεί:



Σχήμα 1: Σύνορο αποτελεσματικότητας στο σύνολο των λειτουργικών μονάδων. Με ο συμβολίζονται οι συνεπείς και με x οι ασυνεπείς επιχειρήσεις.

4.5 Αλγόριθμος

Η συγκεκριμένη διαδικασία που ακολουθείται για το σχηματισμό του συνόρου ασυνέπειας περιγράφεται αναλυτικά από τα παρακάτω αλγοριθμικά βήματα:

1. Εφαρμογή του προσθετικού μοντέλου για μία εταιρία που βρίσκεται στο δείγμα των εταιριών υπό εξέταση.
2. Κατηγοριοποίηση της εταιρίας με βάση το αν είναι μηδενικές οι μεταβλητές απόκλισης εισόδων και εξόδων της (S^- και S^+). Αν όλες οι μεταβλητές απόκλισης είναι 0 τότε η εταιρία βρίσκεται στο σύνορο ασυνέπειας, αλλιώς (τουλάχιστον μία μεταβλητή απόκλισης είναι θετική) δεν βρίσκεται στο σύνορο ασυνέπειας.
3. Αν έχουν εξεταστεί όλες οι εταιρίες πήγαινε στο βήμα 4 αλλιώς πήγαινε στο πρώτο βήμα.
4. Υπαγωγή κάθε εταιρίας σε μία από τις τέσσερις παρακάτω κατηγορίες:
 - α) ασυνεπείς εταιρίες που βρίσκονται στο σύνορο ασυνέπειας
 - β) ασυνεπείς εταιρίες που δε βρίσκονται στο σύνορο ασυνέπειας
 - γ) συνεπείς εταιρίες που δεν βρίσκονται στο σύνορο ασυνέπειας
 - δ) συνεπείς εταιρίες που βρίσκονται στο σύνορο ασυνέπειας
5. Άθροιση των εταιριών για κάθε μία κατηγορία και υπολογισμός τεσσάρων πιθανοτήτων.
 - α) $P(BR/BR)$ = Ο αριθμός των ασυνεπών εταιριών που βρίσκονται στο σύνορο ασυνέπειας προς τον συνολικό αριθμό των ασυνεπών εταιριών.
 - β) $P(NBR/BR)$ = Ο αριθμός των ασυνεπών εταιριών που δεν βρίσκονται στο σύνορο ασυνέπειας προς τον συνολικό αριθμό των ασυνεπών εταιριών.
 - α) $P(NBR/NBR)$ = Ο αριθμός των συνεπών εταιριών που δεν βρίσκονται στο σύνορο ασυνέπειας προς τον συνολικό αριθμό των συνεπών εταιριών.
 - β) $P(BR/NBR)$ = Ο αριθμός των συνεπών εταιριών που βρίσκονται στο σύνορο ασυνέπειας προς τον συνολικό αριθμό των συνεπών εταιριών
6. Τέλος.

Η πιθανότητα λάθους δίνεται από τον τύπο:

$$P(\text{NBR/BR}) + P(\text{BR/NBR})$$

Ενώ η πιθανότητα σωστής κατηγοριοποίησης:

$$P(\text{BR/BR}) + P(\text{NBR/NBR})$$

Ο παραπάνω τρόπος προσέγγισης της εκτίμησης ασυνέπειας δεν έχει υλοποιηθεί στο παρελθόν ούτε μέσω της DEA ούτε μέσω οποιασδήποτε άλλης οικονομικής έρευνας σε ότι αφορά την εκτίμηση της πιθανότητας συνέπειας μίας εταιρίας. Η προσέγγιση αυτή είναι γρήγορη και σχετικά εύκολη πετυχαίνοντας παράλληλα ικανοποιητικό βαθμό αποτελεσματικότητας και προτείνεται ως ένας πρακτικός τρόπος εύρεσης του πιστωτικού κινδύνου.

4.6 Αποτελέσματα της DEA

Αφότου δημιουργήθηκε ο αλγόριθμος επιχειρήθηκε να γίνει εφαρμογή του στις επιχειρήσεις. Η εφαρμογή του δεν έγινε σε όλες τις επιχειρήσεις διότι κάτι τέτοιο θα σήμαινε πως πολύ λίγες εταιρίες θα ήταν στο μέτωπο, δηλαδή ασυνεπείς. Λόγω της φύσης των δεδομένων και της ιδιαιτερότητας της μεθόδου, σε περίπτωση που ο αριθμός των συγκρινόμενων επιχειρήσεων είναι πολύ μεγάλος το σύστημα δυσκολεύεται πολύ να κατατάξει σωστά τις ασυνεπείς επιχειρήσεις. Επειδή προχωράει σε σύγκριση της κάθε επιχείρησης με τις υπόλοιπες, είναι πολύ πιθανό ακόμα και αν μιλάμε για κάποια ασυνεπή επιχείρηση, να υπάρχει, σε ένα μεγάλο δείγμα, κάποια χειρότερη με αποτέλεσμα η πρώτη να θεωρηθεί συνεπής. Έτσι επιλέχθηκαν 100 επιχειρήσεις από το κύριο σύνολο των 28974 παρατηρήσεων για την περίοδο 1998 έως 2001 και εφαρμόστηκε σε αυτές ο αλγόριθμος. Οι μισές επιχειρήσεις του δείγματος επιλέχθηκαν τυχαία από το σύνολο των ασυνεπών επιχειρήσεων και οι άλλες μισές από το σύνολο των συνεπών. Έπειτα μετρήθηκε το ποσοστό της σωστής και της λανθασμένης κατηγοριοποίησης. Για να αποφευχθεί η τυχαιότητα στα αποτελέσματα η συγκεκριμένη διαδικασία εκτελέστηκε 50 φορές. Η ίδια διαδικασία έγινε για 200 και για 500 επιχειρήσεις.

Τα αποτελέσματά που προέκυψαν ήταν τα εξής:

Αριθμός εταιριών	100	200	500
P(BR/BR)	0,814	0,687	0,462
P(NBR/BR)	0,186	0,313	0,567
P(NBR/NBR)	0,564	0,691	0,833
P(BR/NBR)	0,436	0,309	0,166

Από τα παραπάνω αποτελέσματα διαπιστώθηκαν τα εξής:

- Όσο πιο μικρό είναι το δείγμα, τόσο πιο εύκολο είναι για τη DEA να διακρίνει σωστά τις ασυνεπείς επιχειρήσεις και να κάνει λάθος στις συνεπείς θεωρώντας ότι δεν θα αντέξουν στον ανταγωνισμό.
- Όσο πιο μεγάλο είναι το δείγμα, τόσο η DEA δυσκολεύεται να διακρίνει σωστά το ποιες επιχειρήσεις θα φανούν ασυνεπείς αλλά είναι πιο έγκυρη σε ότι αφορά την σωστή εκτίμηση των συνεπών επιχειρήσεων.
- Υπάρχει ένα μέγεθος δείγματος στο οποίο η DEA εντοπίζει το ίδιο αποτελεσματικά τις επιχειρήσεις που πρόκειται να αποπληρώσουν κανονικά το δάνειο όσο και τις επιχειρήσεις που πρόκειται να φανούν ασυνεπείς. Αυτό το σημείο είναι πολύ χρήσιμο λόγω του ότι θέλουμε ισορροπία σε ότι αφορά την εγκυρότητα των εκτιμήσεων. Αυτό γιατί οι συνεπείς επιχειρήσεις που δεν παίρνουν τελικά δάνειο είναι πολλές σε σχέση με το σύνολο αλλά επιφέρουν μικρά διαφυγόντα κέρδη ενώ οι ασυνεπείς επιχειρήσεις είναι πιο λίγες αλλά επιφέρουν σημαντικά μεγαλύτερη ζημία σε περίπτωση που δεν αποπληρώσουν τελικά το δάνειο.

Το μέγεθος που επιτυγχάνεται αυτή η ισορροπία φαίνεται να εντοπίζεται στις 200 επιχειρήσεις. Για αυτή την τιμή το προσθετικό μοντέλο εντοπίζει σωστά το 68,7% των ασυνεπών επιχειρήσεων και το 69,1% των συνεπών επιχειρήσεων.

Στη διαδικασία που ακολουθήθηκε μέχρι τώρα δόθηκε βάρος στην εφαρμογή του προσθετικού μοντέλου της DEA σε εταιρίες προκειμένου να διαπιστωθεί κατά πόσο αυτό δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η DEA είναι μία διαδικασία που δεν μαθαίνει από τα δεδομένα, δηλαδή δεν προσαρμόζει τα κριτήρια απόφασής της σε αυτά. Για να αποφασιστεί εάν μία εταιρία είναι ασυνεπής με βάση τη DEA πρέπει κάθε φορά να γίνεται δειγματοληψία από ένα μεγάλο όγκο δεδομένων η οποία να συμπεριλαμβάνει

την εταιρία προς εξέταση και με βάση το αν είναι στο μέτωπο ασυνέπειας ή όχι να κατατάσσεται αναλόγως. Η διαδικασία όμως αυτή δεν είναι πρακτική.

Στη συνέχεια ακολουθεί το κομμάτι της πρόβλεψης όπου χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα που λήφθηκαν από τις 50 επαναλήψεις των 200 επιχειρήσεων ως δείγμα εκπαίδευσης, επιχειρείται να αναπτυχθούν μοντέλα πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου. Σε αυτή την περίπτωση η κατάταξη θα γίνεται εισάγοντας την εταιρία στο μοντέλο και όχι συγκρίνοντάς τη με τις υπόλοιπες εταιρίες.

4.7 Διαδικασία πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου

Για να αναπτυχθούν τα μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν ορισμένες τεχνικές οι οποίες έχουν ήδη αναφερθεί ονομαστικά και θα αναλυθούν στη συνέχεια καθώς και μία εφαρμογή του προγράμματος της Matlab. Το δείγμα εκπαίδευσης των μοντέλων αποτελείται από 9161 ισολογισμούς εμπορικών εταιριών οι οποίοι κατατέθηκαν κατά το διάστημα 1998-2001. Οι 9161 εταιρίες είναι όσες εταιρίες εξετάστηκαν από τη DEA στις 50 επαναλήψεις των 200 εταιριών. Ο λόγος που οι εταιρίες δεν είναι 10000 όπως αναμενόταν είναι διότι ορισμένες εταιρίες αξιολογήθηκαν περισσότερες από μία φορές. Αυτό συνέβη ιδιαίτερα με τις ασυνεπείς εταιρίες που κατέχουν σημαντικά μικρότερο ποσοστό στο σύνολο των εταιριών. Στην περίπτωση που κάποια εταιρία αξιολογήθηκε πάνω από μία φορές τότε η κατάστασή της θεωρήθηκε ότι είναι εκείνη που έλαβε συχνότερα. Εάν δηλαδή χρησιμοποιήθηκε σε 3 από τις 50 επαναλήψεις και στις δύο από τις τρεις κατατάχθηκε ως συνεπής τότε η συγκεκριμένη εταιρία θεωρείται συνεπής. Στο δείγμα εκπαίδευσης δεν χρησιμοποιήθηκε η πραγματική κατάσταση των επιχειρήσεων (συνεπής ή ασυνεπής) αλλά η αντίστοιχη κατάσταση που αποδόθηκε στις επιχειρήσεις από τη DEA (αναποτελεσματική ή αποτελεσματική). Οι τεχνικές που αναπτύχθηκαν δηλαδή, αναπτύχθηκαν γνωρίζοντας μόνο τα αποτελέσματα της DEA για την κατάσταση των εταιριών και όχι την πραγματική κατάσταση της κάθε εταιρίας. Ουσιαστικά λοιπόν τα μοντέλα που αναπτύσσονται με τον τρόπο αυτό προσπαθούν να αναπαράξουν τα αποτελέσματα της DEA τα οποία όπως αναφέρθηκε και προηγούμενα προκύπτουν χωρίς να είναι γνωστή η πραγματική κατάσταση των επιχειρήσεων (συνεπείς/ ασυνεπείς). Πρέπει σε αυτό το σημείο για μία ακόμη φορά να τονιστεί πως στην παρούσα εργασία ως αποτελεσματική ορίζεται η ασυνεπής επιχείρηση και αναποτελεσματική η συνεπής.

Σε όλες τις μεθόδους που ακολουθήθηκαν εξίσου σημαντικό ρόλο παίζει τόσο το συνολικό ποσοστό επιτυχίας ως προς το σύνολο των επιχειρήσεων όσο και ο μέσος όρος επιτυχούς πρόβλεψης. Αυτό, όπως έχει ήδη διευκρινιστεί, συμβαίνει διότι η μεν χορήγηση δανείου σε μία επιχείρηση που πρόκειται να δείξει ασυνέπεια συμβαίνει

σπάνια και επιφέρει μεγάλη ζημία στην τράπεζα, η δε μη χορήγηση δανείου σε μία συνεπής εταιρία συμβαίνει συχνότερα αλλά έχει αισθητά μικρότερο κόστος.

4.7.1 Γραμμική διακριτική ανάλυση (Discriminant analysis)

Στη γραμμική διακριτική ανάλυση χρησιμοποιείται ως δείγμα εκμάθησης ένας αριθμός από επιχειρήσεις των οποίων η κατάσταση (αποτελεσματική ή όχι) είναι γνωστή εκ των προτέρων. Έτσι αναπτύσσεται ένας γραμμικός συνδυασμός των χαρακτηριστικών της επιχείρησης της μορφής: $Z = w_0 + x_1w_1 + x_2w_2 + \dots x_nw_n$ με το w_0 να αποτελεί το σταθερό όρο και $w_1, w_2, \dots w_n$ να είναι οι διακριτικοί συντελεστές των χαρακτηριστικών της.

Η διακριτική ανάλυση βασίζεται σε δύο κύριες υποθέσεις: α) Ότι τα χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων ακολουθούν πολυμεταβλητή κανονική κατανομή και β) ότι οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης των κατηγοριών είναι ίσοι. Με βάση τις υποθέσεις αυτές ο ακριβής υπολογισμός των συντελεστών όταν έχουμε δύο κατηγορίες γίνεται ως εξής:

$$w = \Sigma^{-1} \cdot [\mu_1 - \mu_2] \quad \text{και} \quad w_0 = -[\mu_1 + \mu_2]' \cdot w/2$$

Με μ_1, μ_2 να αποτελούν τα διανύσματα των μέσων τιμών των χαρακτηριστικών για τις επιχειρήσεις της πρώτης και της δεύτερης κατηγορίας αντίστοιχα και Σ να είναι ο πίνακας διακύμανσης-συνδιακύμανσης μεταξύ των κατηγοριών.

Από τη διακριτική ανάλυση προκύπτει ένα σκορ για κάθε επιχείρηση, γνωστό και ως σκορ διάκρισης Z (discriminant score). Με βάση αυτό το σκορ προκύπτει η κατηγοριοποίηση των επιχειρήσεων. Προκειμένου να αποφασιστεί η βέλτιστη τιμή διαχωρισμού ανάμεσα στις δύο κατηγορίες πρέπει να καθοριστούν οι εκ των προτέρων πιθανότητες μία επιχείρηση να ανήκει σε κάποια κατηγορία και το κόστος μιας πιθανής εσφαλμένης ταξινόμησης.

Συγκεκριμένα η i -οστή επιχείρηση κατατάσσεται στην κατηγορία K_1 εάν:

$$Z_i \geq \ln \frac{C_{12}P_1}{C_{21}P_2}$$

Όπου C_{12} είναι το κόστος εσφαλμένης ταξινόμησης μίας επιχείρησης που αντί να ταξινομηθεί στην κατηγορία K_1 , ταξινομείται στην κατηγορία K_2 (αντίστοιχα για το C_{21}) και P_1, P_2 είναι οι πιθανότητες μία επιχείρηση να ανήκει στις κατηγορίες C_1 και C_2 αντίστοιχα. Βέβαια ο υπολογισμός των μεγεθών αυτών πολλές φορές είναι ιδιαίτερα δύσκολος και γίνεται συχνά η παραδοχή ότι τα κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης και οι εκ των προτέρων πιθανότητες είναι ανά δύο ίσες.

Ως εκ τούτου, παρόλο που η διακριτική ανάλυση αποτελεί μία πολύ εύχρηστη μέθοδο ταξινόμησης έχει δεχθεί αρκετές κριτικές κυρίως για τη δυσκολία που παρουσιάζει η ικανοποίηση των δύο κύριων υποθέσεων. Βέβαια ακόμα και όταν οι παραδοχές που γίνονται είναι ελαφρώς εσφαλμένες, η διακριτική ανάλυση στην πλειοψηφία των περιπτώσεων επιτυγχάνει αρκετά αξιόπιστα αποτελέσματα.

Από όσα αναφέρθηκαν γίνεται αντιληπτό ότι η διακριτική ανάλυση αποτελεί μία καλή επιλογή σε ότι αφορά την ταξινόμηση των επιχειρήσεων σε συνεπείς και μη ειδικά στην συγκεκριμένη περίπτωση που η φύση των δεδομένων επιτρέπει μία τέτοιου είδους ανάλυση.

Οι συντελεστές $w_1, w_2, \dots, w_n$ που δόθηκαν στις αντίστοιχες μεταβλητές ήταν οι εξής:

μεταβλητή	συντελεστές
V1	0.331
V2	0.94
V3	0.94
V4	0.162
V5	0.399
V6	-0.49
V7	0.353
V8	0.72
V9	0.180
V10	-0.250
V11	0.403
V15	-0.229
V16	0.360
V18	0.217
V19	-0.164
V20	-0.96
V21	-0.371
V22	-0.307
V24	-0.155
V25	-0.212

Τα αποτελέσματα ταξινόμησης της μεθόδου φαίνονται συνοπτικά στον πίνακα που ακολουθεί. Στον πίνακα αυτόν, ως ΣΑ συμβολίζεται το σύνολο των επιχειρήσεων που βρίσκονται στο σύνορο αποτελεσματικότητας που αναπτύσσεται μέσω της DEA (μέτωπο «ασυνέπειας») και ως ΜΣΑ οι εταιρίες που δεν τοποθετούνται στο σύνορο αυτό.

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Εκπαίδευσης	ΣΑ	2249	748	76,6%
	ΜΣΑ	1094	4780	81,6%
	Συνολικό Ποσοστό	38,7%	61,3%	79,9%

Όπως φαίνεται το γραμμικό μοντέλο που αναπτύχθηκε είναι σε θέση να αποτυπώσει ικανοποιητικά τα αποτελέσματα της DEA, με την ακρίβεια να φτάνει το 80% περίπου.

Στους ακόλουθους δύο πίνακες συγκρίνονται τα αποτελέσματα του μοντέλου της διακριτικής ανάλυσης με την πραγματική ταξινόμηση των επιχειρήσεων (συνεπείς/ ασυνεπείς). Συγκρίνεται δηλαδή η εκτίμηση του μοντέλου όσον αφορά την ταξινόμηση των επιχειρήσεων στο σύνορο αποτελεσματικότητας (ΣΑ, ΜΣΑ), σε σχέση με την πραγματική ικανότητα των επιχειρήσεων να ανταποκριθούν στις μελλοντικές τους υποχρεώσεις.

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Συνολικό Δείγμα	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	777	233	76,9%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	14774	29029	66,2%
	Συνολικό Ποσοστό	34,7%	65,3%	66,5%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 71,6%

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Πρόβλεψης (2002-2003)	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	189	81	70,0%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	5330	10241	65,7%
	Συνολικό Ποσοστό	34,7%	65,3%	65,8%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 67,8%

Οι μέσοι όροι ορθής πρόβλεψης υπολογίζονται εδώ όπως και στις υπόλοιπες περιπτώσεις αθροίζοντας το άθροισμα του ποσοστού επιτυχίας των συνεπών και των ασυνεπών επιχειρήσεων και διαιρώντας το δια δύο.

4.7.2 Λογιστική παλινδρόμηση (Logistic regression)

Η λογιστική παλινδρόμηση είναι μία μέθοδος που εξάγει μία μη γραμμική συνάρτηση και με βάση αυτή υπολογίζεται αν μία επιχείρηση πρόκειται να φανεί συνεπής στις δανειακές τις υποχρεώσεις ή όχι.

Χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά σε έρευνα με θέμα την πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων από τον Ohlson το 1980.

Η λογιστική συνάρτηση που χρησιμοποιείται είναι :

$$P_i = F(w_0 + wx_i) = \frac{1}{1 + e^{-w_0 - wx_i}}$$

Με βάση την παραπάνω συνάρτηση η λογιστική παλινδρόμηση χρησιμοποιεί τα δεδομένα εκπαίδευσης για να καθορίσει ποιος πρέπει να είναι ο σταθερός όρος w_0 καθώς και το διάνυσμα w των συντελεστών των μεταβλητών. Το P_i δίνει την πιθανότητα ασυνέπειας μίας εταιρίας. Μέσω τις σύγκρισης του P_i με μία οριακή πιθανότητα η ισοστή επιχείρηση κατατάσσεται σε μία από τις δύο κατηγορίες.

Στη μέθοδο αυτή τα w_0 και w υπολογίζονται μεγιστοποιώντας την ακόλουθη συνάρτηση πιθανοφάνειας:

$$\ln L = \sum_{\forall i \in C_2} \ln(P_i) + \sum_{\forall i \in C_1} \ln(1 - P_i)$$

Όπως και σε κάθε άλλο μοντέλο, έτσι και στη λογιστική παλινδρόμηση υπάρχουν ορισμένα μειονεκτήματα. Στα δεδομένα εκπαίδευσης που χρησιμοποιεί δεν πρέπει να χρησιμοποιούνται μεταβλητές που έχουν μεγάλη συσχέτιση. Επίσης, αν και δεν χρειάζεται οι κατανομές των τιμών των μεταβλητών να είναι κανονικές, εντούτοις δεν πρέπει να έχουν ακραία μη κανονικότητα.

Από την άλλη, το λογιστικό υπόδειγμα δίνει τη δυνατότητα να εκτιμήσουμε το πόσο σημαντική είναι κάθε μία μεταβλητή σε ότι αφορά την ορθή εξαγωγή του συμπεράσματος. Αυτό το γεγονός διευκολύνει πολύ τον ερευνητή για να επιλέξει ποιες από τις μεταβλητές θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση. Στα θετικά της

συγκεκριμένης μεθόδου είναι το γεγονός ότι μπορεί να χειριστεί και ποιοτικές μεταβλητές.

μεταβλητή	συντελεστές
V1	-1.090
V2	-0.393
V3	-0.479
V4	-0.206
V5	-0.480
V6	0.001
V7	-5.356
V8	-0.849
V9	-2.456
V10	3.932
V11	-2.682
V13	0.085
V15	0.563
V16	-1.348
V18	-2.153
V19	8.447
V20	-0.002
V21	-0.004
V22	-0.003
V24	-0.031
V25	1.774

Ο σταθερός όρος παίρνει την τιμή $w_0 = 2.975$

Τα αποτελέσματά της μεθόδου για το δείγμα εκπαίδευσης δίνονται στον πίνακα που ακολουθεί:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Εκπαίδευσης	ΣΑ	3616	964	79,7%
	ΜΣΑ	932	3649	78,9%
	Συνολικό Ποσοστό	49,7%	50,3%	79,3%

Ενώ τα αποτελέσματα για το δείγμα πρόβλεψης του συνόλου των επιχειρήσεων συμπεριλαμβανομένου του δείγματος εκπαίδευσης:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Συνολικό Δείγμα	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	801	209	79,3%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	15524	28279	64,6%
	Συνολικό Ποσοστό	36,4%	63,6%	64,9%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 71,5%

Σε ότι αφορά τις επιχειρήσεις των ετών 2002 και 2003 οι προβλέψεις της μεθόδου ήταν οι ακόλουθες:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Πρόβλεψης (2002-2003)	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	196	74	72,5%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	5100	10471	67,2%
	Συνολικό Ποσοστό	33,4%	66,6%	67,3%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 69,9%

4.7.3 Δέντρα ταξινόμησης (Classification trees)

Η μέθοδος των δέντρων ταξινόμησης (Breiman et al., 1984) είναι μία μη παραμετρική τεχνική που βασίζεται στη φιλοσοφία των αλγορίθμων αναδρομικής διαφοροποίησης (recursive partitioning algorithms).

Στις περιπτώσεις που η εξαρτημένη μεταβλητή είναι συνεχής παράγεται ένα δέντρο παλινδρόμησης ενώ στις περιπτώσεις που εξετάζεται μία διακριτή εξαρτημένη μεταβλητή, πράγμα που συμβαίνει και στην παρούσα εργασία, παράγεται ένα δέντρο ταξινόμησης.

Η συγκεκριμένη διαδικασία δημιουργεί ένα δέντρο ταξινόμησης βάσει του δείγματος επιχειρήσεων που δίδεται, αξιοποιώντας τις τιμές των χαρακτηριστικών τους σε σχέση με την πραγματική τους ταξινόμηση, τις εκ των προτέρων πιθανότητες ταξινόμησης αυτών των επιχειρήσεων καθώς και τα κόστη λανθασμένης ταξινόμησης.

Με οδηγό τα παραπάνω δημιουργείται ένα δυαδικό δέντρο το οποίο έχει ορισμένους κόμβους. Οι κόμβοι είναι κανόνες απόφασης και συνίστανται από ένα συγκεκριμένο

χαρακτηριστικό των επιχειρήσεων. Η τιμή που έχει ορισθεί στον κόμβο καθορίζει αν η επιχείρηση θα τοποθετηθεί στο αριστερό ή στο δεξιό μέρος του κόμβου.

Το δέντρο ξεκινάει το σχηματισμό του από το βασικό κόμβο. Η μέθοδος επιχειρεί να βρει την καταλληλότερη μεταβλητή που ταιριάζει στον κόμβο αυτόν δοκιμάζοντας όλες τις μεταβλητές και τους πιθανούς κανόνες που αντιστοιχούν στις εκάστοτε μεταβλητές. Οι διαφορετικές τιμές που θα δοκιμασθούν για κάθε μία μεταβλητή καθορίζονται από την ποικιλία των τιμών που έχει το χαρακτηριστικό-κόμβος στο δείγμα εκπαίδευσης. Η διαδικασία συνεχίζεται επαναληπτικά με τον ίδιο τρόπο για κάθε έναν από τους δύο διαχωρισμούς που διαμορφώνονται κατά τον παραπάνω τρόπο, μέχρι να ικανοποιηθεί ένα κριτήριο τερματισμού.

Λόγω της ιδιαιτερότητας του αλγόριθμου είναι πιθανό το τελικό δέντρο να είναι υπέρ του δέοντος σύνθετο και να παρουσιάζει το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής στα δεδομένα, με αποτέλεσμα το δέντρο να έχει χαμηλή προβλεπτική ικανότητα.

Υπάρχουν δύο ενέργειες που πρέπει να γίνουν προκειμένου να αποφευχθεί μία τέτοια εξέλιξη που θα έχει άμεσο αποτέλεσμα στην τελική εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου. Η πρώτη είναι να τεθεί σε λειτουργία η εφαρμογή του «κλαδέματος» (pruning) η οποία προσαρμόζει τα κριτήρια ώστε να αποφεύγεται η υπερπροσαρμογή. Η δεύτερη, της οποίας ο προσδιορισμός αφήνεται στην κρίση του αναλυτή, είναι ο καθορισμός ενός ελάχιστου αριθμού επιχειρήσεων που θα πρέπει να διαθέτει κάθε κόμβος εφόσον δημιουργηθεί. Επίσης πρέπει να καθοριστεί και ένα ελάχιστο και σε ότι αφορά τον αριθμό των επιχειρήσεων που μπορεί να διαθέτει κάθε κόμβος-φύλλο του δέντρου.

Οι βασικοί λόγοι για τους οποίους επελέγη η συγκεκριμένη μέθοδος είναι οι ακόλουθοι:

- Οδηγεί στην κατασκευή ενός κατανοητού μοντέλου που γίνεται εύκολα κατανοητό οπτικά.
- Ενσωματώνει διαδικασίες επιλογής των πιο σημαντικών μεταβλητών.
- Μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά για δεδομένα με περίπλοκες δομές και με μεγάλα σύνολα δεδομένων.
- Δίνει τη δυνατότητα διαχείρισης ποιοτικών μεταβλητών.

Η δημιουργία των δέντρων επιχειρήθηκε να γίνει με τέσσερις διαφορετικές μεθόδους ανάπτυξης : CHAID (Kass, 1980), exhaustive CHAID (Kass, 1980), CRT και QUEST (Loh and Shih, 1997), μέσω του λογισμικού SPSS. Οι αλγόριθμοι αυτοί διαφοροποιούνται κυρίως στον τρόπο με τον οποίο επιλέγεται ο βέλτιστος διαχωρισμός σε κάθε κόμβο. Οι αλγόριθμοι CHAID, exhaustive CHAID και QUEST χρησιμοποιούν

στατιστικά κριτήρια, ενώ ο αλγόριθμος CRT χρησιμοποιεί στοιχεία από τη θεωρία πληροφορίας (εντροπία).

4.7.3.1 CHAID

Για τη μέθοδο CHAID τα καλύτερα αποτελέσματα τα προέκυψαν όταν ορίστηκαν ως ελάχιστες περιπτώσεις επιχειρήσεων στον κόμβο-γονέα οι 500 και ελάχιστος αριθμός περιπτώσεων στον κόμβο-παιδί οι 250. Συγκεκριμένα τα αποτελέσματα του δείγματος εκπαίδευσης δίνονται στον ακόλουθο πίνακα:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Εκπαίδευσης	ΣΑ	2094	1103	65,5%
	ΜΣΑ	1104	4860	81,5%
	Συνολικό Ποσοστό	34,9%	65,1%	75,9%

Οι προβλέψεις της μεθόδου για το διευρυμένο δείγμα πρόβλεψης ήταν οι εξής:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Συνολικό Δείγμα	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	574	436	56,8%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	13940	29863	69,2%
	Συνολικό Ποσοστό	32,4%	67,6%	67,9%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 63,0%

Ενώ σε ότι αφορά την πρόβλεψη για τις επιχειρήσεις που παρέδωσαν ισολογισμό τα έτη 2002 και 2003 τα αποτελέσματά ήταν τα ακόλουθα:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Πρόβλεψης (2002-2003)	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	135	135	50,0%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	3974	11597	74,4%
	Συνολικό Ποσοστό	25,9%	74,1%	74,0%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 62,2%

4.7.3.2 Exhaustive CHAID

Για τη μέθοδο Exhaustive CHAID τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονταν επίσης για ελάχιστο αριθμό επιχειρήσεων στον κόμβο-γονέα τις 500 και ελάχιστο αριθμό επιχειρήσεων στον κόμβο-παιδί τις 250. Συγκεκριμένα για τη μέθοδο αυτή το δείγμα εκπαίδευσης έδωσε τις εξής μετρήσεις:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Εκπαίδευσης	ΣΑ	2021	1177	63,2%
	ΜΣΑ	1134	4829	81,0%
	Συνολικό Ποσοστό	34,4%	65,6%	74,8%

Στον τομέα της πρόβλεψης για το δείγμα των 53975 εταιριών το οποίο συμπεριλαμβάνει και το δείγμα εκπαίδευσης η μέθοδος exhaustive CHAID έδωσε τα παρακάτω αποτελέσματα:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Συνολικό Δείγμα	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	543	467	53,8%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	13516	30387	69,1%
	Συνολικό Ποσοστό	31,4%	68,6%	68,8%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 61,5%

Για το κομμάτι των 15841 επιχειρήσεων (2002-2003) σχηματίστηκε ο παρακάτω πίνακας:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Πρόβλεψης (2002-2003)	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	151	119	55,9%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	4744	10827	69,5%
	Συνολικό Ποσοστό	30,9%	69,1%	69,3%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 62,7%

4.7.3.3 CRT

Η τρίτη μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε ήταν η μέθοδος CRT. Για αυτή τη μέθοδο ορίσαμε τις 100 ως ελάχιστο αριθμό επιχειρήσεων στον κόμβο-γονέα και τις 50 και ελάχιστο αριθμό επιχειρήσεων στον κόμβο-παιδί. Είναι ευνόητο ότι το δέντρο που προέκυψε ήταν πιο σύνθετο και με μεγαλύτερο βάθος αλλά παράλληλα έδινε και μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόβλεψη.

Στο δείγμα εκπαίδευσης που βασίστηκε στη DEA η μέθοδός που χρησιμοποιήθηκε είχε τα ακόλουθα αποτελέσματα:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Εκπαίδευσης	ΣΑ	2592	606	81,1%
	ΜΣΑ	1099	4864	81,6%
	Συνολικό Ποσοστό	40,3%	59,7%	81,4%

Στο συνολικό δείγμα ο πίνακας έλαβε τις παρακάτω τιμές:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Συνολικό Δείγμα	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	694	316	68,7%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	15608	28195	64,4%
	Συνολικό Ποσοστό	36,4%	63,6%	64,5%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 66,6%

Ενώ στο κομμάτι της πρόβλεψης τα ποσοστά που πέτυχε η μέθοδος ήταν τα εξής:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Πρόβλεψης (2002-2003)	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	168	102	62,2%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	5047	10524	67,6%
	Συνολικό Ποσοστό	32,9%	67,1%	67,5%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 64,9%

4.7.3.4 QUEST

Η τέταρτη και τελευταία μέθοδος ανάπτυξης δένδρου που χρησιμοποιήθηκε ήταν η μέθοδος QUEST. Για αυτή τη μέθοδο τα ποσοστά επιτυχίας μας ήταν καλύτερα για μέγιστο μέγεθος κόμβου-γονέα ίσο με 100 και μέγιστο μέγεθος κόμβου-παιδιού ίσο με 50. Ο πίνακας που ακολουθεί δίνει τα αποτελέσματα για το δείγμα εκπαίδευσης:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Εκπαίδευσης	ΣΑ	2412	786	75,4%
	ΜΣΑ	1257	4706	78,9%
	Συνολικό Ποσοστό	40,0%	60,0%	77,7%

Τα ποσοστά πρόβλεψης της μεθόδου στο δείγμα πρόβλεψης 1998-2003 που περιλαμβάνει επιπλέον και το δείγμα εκπαίδευσης είναι:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό επιτυχίας
Συνολικό Δείγμα	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	705	305	69,8%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	15678	28125	64,2%
	Συνολικό ποσοστό	36,6%	63,4%	64,3%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 67,0%

Ενώ στο δείγμα πρόβλεψης 2002-2003 η μέθοδος έδωσε τα εξής:

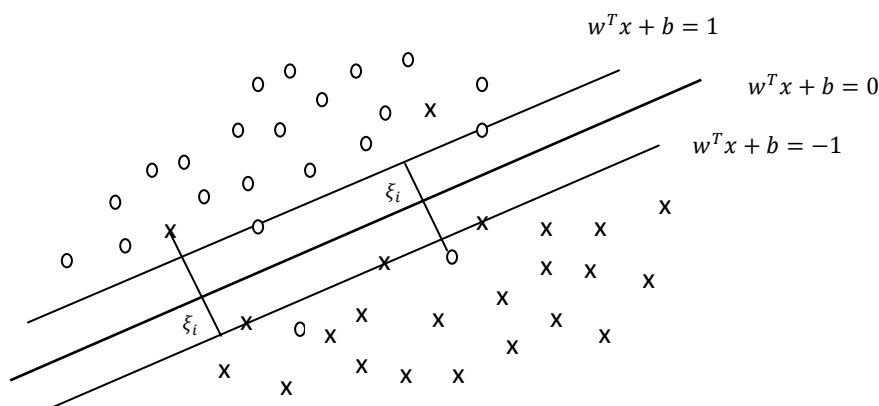
		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Πρόβλεψης (2002-2003)	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	179	91	66,3%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	5184	10387	66,7%
	Συνολικό ποσοστό	33,8%	66,2%	66,7%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 66,5%

4.7.4 Support vector machines (SVM)

4.7.4.1 Γραμμικός διαχωριστής

Η μέθοδος αυτή προτάθηκε από το Vapnik το 1995 και χρησιμοποιείται στην επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης. Τα SVM επιχειρούν να δημιουργήσουν τη βέλτιστη γραμμική διαχωριστική υπερεπιφάνεια ανάμεσα στις δύο ομάδες επιχειρήσεων. Η υπερεπιφάνεια που δημιουργείται είναι της μορφής: $f(x) = w^T x + b$ και μεγιστοποιεί την απόσταση ανάμεσα στις δύο κατηγορίες. Το w αναπαριστά το διάνυσμα των συντελεστών των μεταβλητών, x είναι το διάνυσμα των μεταβλητών και b είναι μία σταθερά.



Σχήμα 2: Αναπαράσταση των Support Vector Machines και του γραμμικού διαχωριστή

Σύμφωνα με την προσέγγιση των SVM ο βέλτιστος διαχωριστής είναι εκεί όπου για τα κοντινότερα αντικείμενα προς ταξινόμηση ισχύει $f(x) = \pm 1$. Τα συγκεκριμένα αντικείμενα αποτελούν τα διανύσματα υποστήριξης (support vectors). Η απόσταση ενός αντικειμένου από την σχηματιζόμενη υπερεπιφάνεια δίνεται από τον τύπο:

$$d = \frac{w^T x + b}{\|w\|}$$

και η απόσταση μεταξύ των δύο κατηγοριών ισούται με $\rho = 2 / \|w\|$. Η μέθοδος προσπαθεί να βρει την υπερεπιφάνεια που μεγιστοποιεί αυτή την ποσότητα ή εναλλακτικά την υπερεπιφάνεια που ελαχιστοποιεί τον όρο:

$$\frac{1}{2} w^T w$$

σε περίπτωση που είναι δυνατός ο γραμμικός διαχωρισμός των αντικειμένων του δείγματος εκμάθησης το τετραγωνικό πρόβλημα που διατυπώνεται έχει την ακόλουθη μορφή:

$$\text{Min } \frac{1}{2} w^T w$$

υπό

$$w^T x_i + b \geq 1, \text{ αν } y_i = 1$$

$$w^T x_i + b \leq -1, \text{ αν } y_i = -1$$

Σε αντίθετη περίπτωση, όταν ο γραμμικός διαχωρισμός δεν είναι εφικτός, εισάγονται στο πρόβλημα κάποιες μεταβλητές σφάλματος και η νέα διατύπωση είναι:

$$\text{Min } \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^m \xi_i$$

υπό

$$y_i [w^T x_i + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, m$$

Όπου C μία σταθερά (trade-off parameter) η οποία αναπαριστά στην αντικειμενική συνάρτηση τη σχέση μεταξύ της απόστασης των δύο κατηγοριών και των σφαλμάτων ταξινόμησης. Πρέπει να σημειωθεί ότι δόθηκαν πολλές διαφορετικές τιμές στο C προκειμένου να επιτευχθούν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα. Μέσα από μία σειρά πειραμάτων φάνηκε ότι το μέγεθος του C παίζει πολύ μικρό ρόλο σε ότι αφορά την αποτελεσματικότητα του συστήματος.

Για την εφαρμογή των SVM χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος proximal SVM (Fung and Mangasarian, 2001) ο οποίος βασίζεται σε μία τροποποίηση του τετραγωνικού προγράμματος η οποία μετατρέπει την εκπαίδευση SVM σε ένα κυρτό πρόβλημα μη γραμμικής βελτιστοποίησης με περιορισμούς ισότητας, η λύση του οποίου μπορεί να γίνει αναλυτικά.

Έτσι τα αποτελέσματα για το δείγμα εκπαίδευσης ήταν τα εξής:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Εκπαίδευσης	ΣΑ	3398	1182	74,2%
	ΜΣΑ	765	3816	83,3%
	Συνολικό Ποσοστό	44,5%	55,5%	78,8%

Στο κομμάτι της πρόβλεψης ο γραμμικός διαχωρισμός έδωσε τα παρακάτω αποτελέσματα που αφορούν το δείγμα 1998-2003 και επιπλέον το δείγμα εκπαίδευσης:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Συνολικό Δείγμα	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	734	276	72,7%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	13404	30399	69,4%
	Συνολικό Ποσοστό	31,5%	68,5%	69,6%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 71,0%

Στο δείγμα πρόβλεψης η μέθοδος κατέγραψε τις εξής επιδόσεις:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Πρόβλεψης (2002-2003)	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	192	78	71,2%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	4703	10868	69,8%
	Συνολικό Ποσοστό	30,8%	69,2%	69,9%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 70,5%

4.7.4.2 Μη γραμμικός διαχωριστής RBF

Εκτός από την κατασκευή γραμμικού διαχωριστή που αναλύθηκε, τα SVM έχουν τη δυνατότητα κατασκευής και μη γραμμικών διαχωριστών. Η βασική ιδέα είναι η κατασκευή μίας υπερεπιφάνειας σε ένα πολυδιάστατο χώρο που συνδέεται μη γραμμικά με τον αρχικό. Αυτή η σύνδεση γίνεται μέσω συναρτήσεων πυρήνα (kernel functions).

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση πυρήνα Radial Basis Function (RBF) η οποία δίνεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$K(x_i x_j) = e^{-\|x_i - x_j\|^2 \gamma}$$

Ένα πλεονέκτημα του αλγορίθμου proximal SVM που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία, είναι η ευστάθεια που παρουσιάζει όταν στην εκπαίδευση χρησιμοποιείται ένα μικρό μέρος των δεδομένων (Lee and Mangasarian, 2001). Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς σε δεδομένα μεγάλων διαστάσεων η χρήση ενός μη γραμμικού πυρήνα είναι υπολογιστικά δύσκολη. Όπως όμως αναφέρουν οι Lee and Mangasarian (2001) μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα μικρό ποσοστό των δεδομένων εκπαίδευσης χωρίς αυτό να επηρεάσει σημαντικά την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου. Στην παρούσα εργασία το ποσοστό αυτό τέθηκε στο 5% για τον πυρήνα RBF.

Για τη χρήση της συνάρτησης RBF πρέπει να καθοριστεί η παράμετρος γ . Πειραματικά διαπιστώθηκε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για $\gamma = 0.001$. Επίσης για να ληφθούν τα βέλτιστα αποτελέσματα θέσαμε την τιμή του C ίση με 10. Έτσι για το δείγμα εκπαίδευσης σχηματίστηκε ο ακόλουθος πίνακας:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Εκπαίδευσης	ΣΑ	3998	582	87,3%
	ΜΣΑ	715	3866	84,4%
	Συνολικό Ποσοστό	51,4%	48,6%	86,0%

Για την πρόβλεψη της συνέπειας των εταιριών σε ότι αφορά το συνολικό δείγμα τα ποσοστά έχουν ως εξής:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Συνολικό Δείγμα	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	738	272	73,1%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	14543	29260	66,8%
	Συνολικό ποσοστό	34,0%	66,0%	67,0%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 70,0%

Τέλος για το δείγμα πρόβλεψης των εταιριών που παρέδωσαν ισολογισμό για τα έτη 2002 και 2003 η μέθοδος RBF έδωσε τα εξής:

		ΣΑ	ΜΣΑ	Ποσοστό Επιτυχίας
Δείγμα Πρόβλεψης (2002-2003)	Ασυνεπείς Επιχειρήσεις	188	82	69,7%
	Συνεπείς Επιχειρήσεις	5123	10448	67,1%
	Συνολικό Ποσοστό	34,1%	65,9%	67,1%

Μέσος όρος ορθής πρόβλεψης: 68,4%

4.9 Συμπεράσματα

Είναι δεδομένο ότι οι πίνακες που παρουσιάζουν μεγαλύτερο ενδιαφέρον είναι εκείνοι οι οποίοι επιχειρούν πρόβλεψη της συνέπειας των εταιριών για τα έτη 2002-2003. Αυτό συμβαίνει για δύο λόγους. Πρώτων, διότι στο συνολικό δείγμα συμπεριλαμβάνεται δύο η και περισσότερες φορές ένας μεγάλος αριθμός εταιριών (9161) οι οποίες αποτελούν το δείγμα εκπαίδευσης. Το συνολικό δείγμα δηλαδή αποτελείται από όσες εταιρίες κατέθεσαν ισολογισμό τα έτη 1998-2003 και επιπροσθέτως τις εταιρίες που συμπεριλαμβάνονται στο δείγμα εκπαίδευσης. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να επηρεάζονται τα δεδομένα. Επιπλέον, είναι επιθυμητό σε περιπτώσεις συστημάτων πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου να μπορούν να λειτουργήσουν με δεδομένα τα οποία είναι ανεξάρτητα από τα δεδομένα του δείγματος εκπαίδευσης. Ο βαθμός ανεξαρτησίας των δεδομένων είναι μεγαλύτερος στην περίπτωση που αυτά λαμβάνονται όχι μόνο από διαφορετικές εταιρίες, αλλά και σε διαφορετικές χρονικές περιόδους σε σχέση με το δείγμα εκπαίδευσης.

Από τις προβλέψεις των συστημάτων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου τα υψηλότερα ποσοστά επιτυχίας σε ότι αφορά το μέσο όρο πρόβλεψης τα έδωσε η μέθοδος των Support vector machines μέσω της διαδικασίας κατασκευής γραμμικού διαχωριστή. Για τη συγκεκριμένη περίπτωση ο μέσος όρος επιτυχούς πρόβλεψης ήταν 70,5%. Τα βέλτιστα ποσοστά επιτυχούς πρόβλεψης σε απόλυτους αριθμούς για τα έτη 2002-2003 επετεύχθησαν με τη μέθοδο CHAID των δέντρων ταξινόμησης. Η συγκεκριμένη αλγοριθμική μέθοδος διαχωρισμού κατάφερε να εκτιμήσει σωστά το 74% των εταιριών του δείγματος πρόβλεψης κυρίως χάρη στο εξαιρετικό ποσοστό έγκυρης πρόβλεψής της στις συνεπείς επιχειρήσεις (74,4%). Συνολικά πάντως τα αποτελέσματα αυτά κρίνονται ιδιαίτερα ικανοποιητικά, δεδομένου ότι η ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης βασίζεται αποκλειστικά στις εκτιμήσεις της DEA, οι οποίες δεν απαιτούν πρότερη γνώση της πραγματικής κατάστασης των επιχειρήσεων (συνεπείς/ασυνεπείς).

Το ποια από τις δύο μεθόδους θα επιλεγεί ως καταλληλότερη κρίνεται κατά περίπτωση. Οι παράγοντες που το επηρεάζουν είναι το μέγεθος του δανείου που ζητάει μία εταιρεία, οι εγγυήσεις που αυτή παρέχει προκειμένου να πάρει το δάνειο, τα κέρδη (ζημίες) που έχει η τράπεζα σε περίπτωση παροχής (μη παροχής) του δανείου, η χρονική συγκυρία που πρόκειται να δοθεί το δάνειο και μια σειρά άλλων παραγόντων.

Σε κάθε περίπτωση είναι επιθυμητό να χρησιμοποιείται ένας συνδυασμός μεθόδων πριν αποφασιστεί το αν τελικά η τράπεζα θα ανταποκριθεί θετικά στο αίτημα μίας εταιρίας για δανεισμό.

Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα

Η πρόβλεψη του πιστωτικού κινδύνου αποτελεί εδώ και πολλά χρόνια ένα σημαντικό πρόβλημα στον τραπεζικό τομέα αλλά και στον χρηματοοικονομικό τομέα γενικότερα. Η προσέγγιση του προβλήματος έχει επιχειρηθεί να γίνει με πολλούς διαφορετικούς τρόπους.

Σε αυτή την εργασία επιχειρήθηκε να εκτιμηθεί το κατά πόσο πρόκειται μία εταιρία να είναι συνεπής ή όχι στις υποχρεώσεις της. Με βάση αυτό το αποτέλεσμα η εταιρία κατατάσσεται σε χαμηλού ή υψηλού πιστωτικού κινδύνου αντίστοιχα.

Η προσέγγιση έγινε μέσω του προσθετικού μοντέλου της περιβάλλουσας ανάλυσης. Για μία σειρά από εταιρίες εκτιμήθηκε αν πρόκειται να είναι συνεπής στις δανειακές τους υποχρεώσεις. Η εκτίμηση του μοντέλου για κάθε εταιρία εισήχθη ως δείγμα εκπαίδευσης σε ορισμένες γραμμικές και μη γραμμικές μεθόδους προκειμένου κάθε μία να αναπτύξει τα δικά της κριτήρια και με βάση αυτά να φτιάξει το δικό της μοντέλο πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου.

Κατά την ολοκλήρωση των μετρήσεων επετεύχθησαν αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα τα οποία μπορούν να φανούν χρήσιμα στον ερευνητή στον τομέα του πιστωτικού κινδύνου επιχειρήσεων.

Η παρούσα εργασία μπορεί να επεκταθεί και να προκύψουν καινούρια ευρήματα σε ότι αφορά την αποτελεσματικότητα πρόβλεψης. Τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν συμπεριλάμβαναν μόνο ποσοτικές μεταβλητές. Μία ανάλυση πιστωτικού κινδύνου σε μεγαλύτερο βάθος θα μπορούσε να συμπεριλαμβάνει στα στοιχεία των ισολογισμών και ποσοτικές μεταβλητές όπως η ποιότητα της διοίκησης και η οργάνωση μίας επιχείρησης, η θέση της στην αγορά, η δομή λειτουργίας της, οι προοπτικές ανάπτυξής της κ.α.

Ακόμη με βάση το προσθετικό μοντέλο της DEA αναπτύχθηκαν μοντέλα μέσω των ακόλουθων μεθόδων:

- Γραμμική διακριτική ανάλυση
- Λογιστική παλινδρόμηση
- Δέντρα ταξινόμησης

Μία ενδιαφέρουσα προοπτική ως προς την εμβάθυνση της εργασίας θα ήταν η ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου και με μία σειρά επιπρόσθετων μεθόδων. Χαρακτηριστικά αναφέρονται εδώ ορισμένες:

- Νευρωνικά δίκτυα
- Ασαφής λογική
- Πολυκριτήρια ανάλυση.

Βιβλιογραφία

- Altman, E., Saunders, A., (1998), "*Credit risk measurement: Developments over the last 20 years*", Journal of banking and finance 21 p. 1721-1742
- Balcaen, S., Ooghe, H., (2004), "*35 years of studies of business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems*", Working paper.
- Charnes, A., Cooper, W.W., and Rhodes, E. (1978), "*Measuring the Efficiency of Decision Making Units*," European Journal of Operational Research 2. p. (153-176).
- Comptroller's handbook (2001), "*Rating credit Risk*".
- Cooper, W., Seiford, L., Zhu, J., (2004), "*Handbook of data envelopment analysis*", Kluwer Academic Publishers.
- Crouhy, M., Galai, D., Mark, R., (2001), "*Prototype risk rating system*", Journal of Banking and Finance 25, p.47-95.
- Dimitras, A.I., Zanakis, S. H. Zopounidis, C., (1996) "*A survey on business failure with an emphasis on prediction methods and industrial applications*", European Journal of Operational Research 90, p.487-513.
- Fung, G., Mangasarian O.L., (2001), "*Proximal support vector machines classifiers*", in proceeding of the 7th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, ACM press, New York, p.77-86.
- Gunn, S.R.(1998), "*Support vector machines for classification and regression*", Technical report, University of Southampton, faculty of Engineering, Science and Mathematics, School of Electronic and Computer Science.
- Hand, D., J. and Henley, W., E., (1997), "*Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review*", J. R. Statist. Soc. A 160 (3), p. 523-541.
- Hearst, M.A., Dumais, S.T., Osman, E., Platt, J. and Schilkopf, B., (1998), "*Support Vector machines*", IEEE Intelligent Systems, 13 (4), p. 123-138.
- Kass, G.V., (1980). "*An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data*", Applied statistics, 20, 2, p.119-127.
- Krahnén, J.P., Weber, M., (2001), "*Generally accepted rating principles: A primer*", Journal of Banking and Finance 25, p. 3-23.

- Lee, Y.-C., and Mangasarian, O. L., (2001), "*RSVM: Reduced support vector machines*", in proceedings of the first SIAM International Conference on Data Mining.
- Loh, W.Y. and Shih, Y.S., (1997), "*Split selection methods for classification trees*", Statistica sinica 7, p. 815-840.
- Min, J.H and Lee, Y.-C. (2005), "*Bankruptcy prediction using support vector machines with optimal choice of Kernel function parameters*", Expert Systems with Applications 68, p. 75-97.
- Pendharkar, P., (2002), "*A potential use of data envelopment analysis for the inverse classification problem*", Omega 43, p.243-248.
- Premachandra, I.M., Bhabra, G.S., Sueyoshi, T., (2009), "*DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique*", European Journal of Operational Research 193, p. 412-424.
- Retzlaff-Roberts, D., (1996), "*Relating discriminant analysis and data envelopment analysis to one another*" European Journal of Operational Research 23, p. 311-322
- Sohn, Y. S. and Choi, H., (2000), "*Ensembled based on data envelopment analysis*".
- Standard and Poor, (2001), "*Corporate ratings criteria*". Sueyoshi, T., (1999), "*DEA-discriminant analysis in the view of goal programming*", European Journal of Operational Research 90, p.564-582.
- Sueyoshi, T. and Mika, G., (2008), "*DEA-DA for bankruptcy based performance: Missclassification analysis of Japanese construction industry*", European Journal of Operational Research, European Journal of Operational Research 190, p. 234-251.
- Sueyoshi, T., (1999), "*Theory and Methodology: DEA-Discriminant Analysis in the view of the goal programming*", European Journal of Operational Research 115, p. 564-582.
- Sueyoshi, T., (2006), "*DEA-Discriminant analysis: Methodological comparison among eight discriminant analysis approaches*", European Journal of Operational Research 169, p. 247-272.
- Sueyoshi, T., (2001), "*Extended DEA- Discriminant analysis*", European Journal of Operational Research 131, p. 324-351.
- Talluri, S., (2000), "*Data envelopment analysis: models and extensions*", Decision Line.

Thomas, L., (2000), *“A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers”*, International Journal of Forecasting 16, p. 149-172

Toshiyuki, S. and Mika, G., (2007), *“Can R&D expenditure avoid corporate bankruptcy? Comparison between Japanese machinery and electric equipment industries using DEA-discriminant analysis”*, European Journal of Operational Research 196, p. 289-311.

Zhu, J., (2002) *“Quantitative Models for Performance Evaluation and Benchmarking: Data Envelopment Analysis with Spreadsheets and DEA Excel Solver”* Kluwer Academic Publishers, Boston.