

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΗΣ ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗΣ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑΣ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΟΥ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

Διατριβή που υπεβλήθη για την μερική ικανοποίηση των απαιτήσεων
για την απόκτηση Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης

ΥΠΟ
ΠΑΠΑΓΕΩΡΓΙΟΥ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ

XANIA 2006

Η διατριβή του Παπαγεωργίου Δημήτρη εγκρίνεται από τους κ.κ.

Μιχάλη Δούμπο

Κωνσταντίνο Ζοπουνίδη

Νικόλαο Ματσατσίνη

*Στην οικογένεια μου και
στη φίλη μου Σοφία
για την υπομονή της*

Ευχαριστίες

Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Μιχάλη Δούμπο, για την υπομονή που επέδειξε, απαντώντας πάντοτε πρόθυμα στις επίμονες ερωτήσεις μου. Χωρίς την άριστη συνεργασία του, τη συνεχή καθοδήγηση του και τις πολύτιμες γνώσεις που μου μετέδωσε, η ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας δεν θα ήταν εφικτή.

Φυσικά δεν θα μπορούσα να μην ευχαριστήσω τον καθηγητή του τμήματος κ. Κωνσταντίνο Ζοπουνίδη, για τις ευκαιρίες που μου έδωσε καθ' όλη τη διάρκεια των μεταπτυχιακών μου σπουδών. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά όλους τους φίλους μου, καθώς και την οικογένειά μου για την ηθική και υλική υποστήριξη που μου προσέφερε τα επτά χρόνια της διαμονής μου στη πόλη των Χανίων.

Περιεχόμενα

Εισαγωγή	7
1. Πιστωτικός Κίνδυνος και Συστήματα Εκτίμησής του	10
1.1 Ο χώρος του προβλήματος. Βασικές έννοιες	10
1.2 Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας	12
1.3 Συστήματα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου	14
1.4 Διαδικασία ανάπτυξης ενός συστήματος	16
1.5 Υπολογισμός των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων	21
1.6 Προδιαγραφές ενός αποτελεσματικού συστήματος	26
1.7 Είδη συστημάτων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου	27
1.8 Χρησιμότητα των συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου	31
2. Σχεδιασμός και Υλοποίηση του Πειράματος	33
2.1 Βιβλιογραφική επισκόπηση	33
2.2 Μέθοδοι ταξινόμησης	37
2.2.1 Γραμμική διακριτική ανάλυση	37
2.2.2 Λογιστική παλινδρόμηση	39
2.2.3 Νευρωνικά δίκτυα	41
2.2.4 Classification and regression trees	45
2.2.5 Μαθηματικός προγραμματισμός	48
2.2.6 Support vector machines	49
2.2.7 UTADIS	55
2.3 Δεδομένα	59
2.4 Πειραματικός σχεδιασμός	64
2.5 Διαδικασίες επιλογής μεταβλητών	70
2.5.1 Forward stepwise	70
2.5.2 Ανάλυση ευαισθησίας	71
2.5.3 Bootstrap estimation	73
3. Αποτελέσματα	74
3.1 Κριτήρια ελέγχου	74
3.2 Επιλογή μεταβλητών	76
3.3 Προβλεπτική ικανότητα μοντέλων	83
3.3.1 Βιομηχανικός κλάδος	84
3.3.2 Ξενοδοχειακός κλάδος	88
3.3.3 Κατασκευαστικός κλάδος	93
3.4 Γενική σύνοψη αποτελεσμάτων	97
4. Συμπεράσματα	99
Παράρτημα	103
Βιβλιογραφία	107

Εισαγωγή

Η παγκοσμιοποίηση της οικονομίας, οι ραγδαίες τεχνολογικές και κοινωνικό-πολιτικές εξελίξεις των τελευταίων ετών και ο ολοένα αυξανόμενος ανταγωνισμός, έχουν μεταβάλει δραστικά τις συνθήκες υπό τις οποίες δραστηριοποιούνται στις μέρες μας οι οικονομικοί οργανισμοί. Τα τραπεζικά ιδρύματα, όντας αμιγώς οικονομικοί οργανισμοί και αποτελώντας αναπόσπαστο κομμάτι της οικονομίας εν γένει, δεν θα μπορούσαν να μείνουν ανεπηρέαστα από την πολυπλοκότητα που διέπει το σημερινό οικονομικό περιβάλλον.

Έτσι λοιπόν, τα τραπεζικά ιδρύματα καλούνται στη σημερινή εποχή να αντιμετωπίσουν ένα πλήθος κινδύνων, το οποίο είναι συνάρτηση μίας σειράς παραγόντων όπως: των πολλών και διαφοροποιημένων προϊόντων που προσφέρουν, του επιπέδου της εσωτερικής οργάνωσης και λειτουργίας τους, του οικονομικού περιβάλλοντος της χώρας εντός της οποίας δραστηριοποιούνται, της οικονομικής κατάστασης των επιχειρήσεων με τις οποίες συναλλάσσονται, της παγκοσμιοποίησης και της απελευθέρωσης των χρηματοοικονομικών αγορών καθώς και της εφαρμογής των προσφερόμενων τεχνολογικών βελτιώσεων.

Οι πρόσφατες κρίσεις των τραπεζικών συστημάτων της ανατολικής Ασίας και της νοτίου Αμερικής τονίζουν με τον καλύτερο τρόπο την αναγκαιότητα επαναπροσδιορισμού, από πλευράς των τραπεζικών ιδρυμάτων, του πλαισίου λειτουργίας τους. Προς την κατεύθυνση αυτή, κινούνται και οι πρόσφατες ρυθμιστικές διατάξεις που έχει εκδώσει η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας και οι οποίες πρέπει να υιοθετηθούν από όλα τα πιστωτικά ιδρύματα διεθνώς.

Οι διάφοροι κίνδυνοι που σχετίζονται με τις τραπεζικές δραστηριότητες, όπως είναι φυσικό, επηρεάζουν και απασχολούν και τις ελληνικές τράπεζες. Αφενός λόγω των προαναφερθέντων παραγόντων και αφετέρου λόγω της ταχύτατης εξέλιξης του κλάδου την τελευταία δεκαετία, εξαιτίας της απελευθέρωσης του τραπεζικού συστήματος στα πλαίσια της ενιαίας ευρωπαϊκής αγοράς και της ανάπτυξης έντονου ανταγωνισμού μεταξύ των ελληνικών τραπεζικών ιδρυμάτων.

Οι παραπάνω διαπιστώσεις λοιπόν καταδεικνύουν το μέγεθος του προβλήματος. Τα τραπεζικά ιδρύματα αν επιθυμούν να διασφαλίσουν τη βιωσιμότητά τους και να ισχυροποιήσουν τη θέση τους, οφείλουν να προχωρήσουν στο σχεδιασμό και στην εφαρμογή κατάλληλων διαδικασιών για την εκτίμηση και διαχείριση κάθε μορφής

κινδύνου που εμπεριέχεται στις δραστηριότητές τους. Σε παγκόσμιο επίπεδο, ερευνητές από το χώρο της χρηματοοικονομικής επιστήμης αλλά και των μαθηματικών, της στατιστικής, της πληροφορικής, της επιχειρησιακής έρευνας και της τεχνητής νοημοσύνης έχουν στρέψει το ενδιαφέρον τους σε αυτό το καινούργιο πεδίο έρευνας που σχετίζεται με την ανάλυση των χρηματοοικονομικών και δη των τραπεζικών κινδύνων.

Στη συγκεκριμένη μελέτη παρουσιάζονται και αναλύονται ζητήματα που αφορούν εξολοκλήρου την ανάπτυξη και αξιολόγηση συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου που αναλαμβάνουν οι τράπεζες, λόγω της χορήγησης επιχειρηματικών δανείων. Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιείται μια εκτεταμένη σύγκριση διάφορων μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη των συστημάτων αυτών και εξετάζονται, υπό ένα ενοποιημένο πλαίσιο, οι διάφοροι παράγοντες που δύναται να επηρεάσουν την αποτελεσματικότητά τους.

Ο σκοπός της έρευνας που παρουσιάζεται είναι διττός. Πρώτον να εντοπίσει ποια μεθοδολογία παρέχει καλύτερα αποτελέσματα και δεύτερον να διερευνήσει την επίδραση των κυριότερων παραμέτρων της διαδικασίας ανάπτυξης των προαναφερθέντων συστημάτων, στην αποτελεσματικότητα των συστημάτων αυτών.

Η παρούσα εργασία δομείται ως εξής. Στο πρώτο κεφάλαιο πραγματοποιείται μια εισαγωγή στο χώρο των συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Παρατίθενται οι σχετικές με τα συστήματα αυτά έννοιες, αναφέρονται οι προδιαγραφές που πρέπει να πληρεί ένα αποτελεσματικό σύστημα και αναλύεται η διαδικασία ανάπτυξής του. Επίσης, παρουσιάζεται το πλαίσιο περί ορθής εκτίμησης και διαχείρισης του πιστωτικού κινδύνου, που ορίζει η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας και με το οποίο θα πρέπει να εναρμονιστούν όλα τα τραπεζικά ιδρύματα διεθνώς.

Στο δεύτερο κεφάλαιο πραγματοποιείται μια εκτενής ανάλυση του σχεδιασμού και της διαδικασίας υλοποίησης του όλου εγχειρήματος. Παρουσιάζονται οι μεθοδολογίες που εφαρμόστηκαν στη συγκεκριμένη μελέτη καθώς και η διαδικασία που ακολουθήθηκε ώστε να γίνει εφικτή πρώτον η σύγκριση των μεθοδολογιών αυτών και δεύτερον η διερεύνηση όλων των πτυχών της διαδικασίας ανάπτυξης ενός συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.

Εν συνεχεία, στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα που εξήχθησαν από την υλοποίηση της πειραματικής διαδικασίας. Τέλος, στο τέταρτο κεφάλαιο παρατίθενται χρήσιμα συμπεράσματα, συνοψίζονται τα βασικά αποτελέσματα της έρευνας που πραγματοποιήθηκε και προτείνονται μελλοντικές

ερευνητικές κατευθύνσεις, οι οποίες θα συμβάλλουν στην ορθότερη αντιμετώπιση του προβλήματος της εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου.

1. Πιστωτικός Κίνδυνος και Συστήματα Εκτίμησής του

1.1 Ο χώρος του προβλήματος. Βασικές έννοιες

Όπως προαναφέρθηκε, ένα πιστωτικό ίδρυμα αντιμετωπίζει στη σημερινή εποχή ένα πλήθος κινδύνων. Οι κυριότεροι εξ' αυτών είναι (Saunders και Cornett, 2003):

1. Ο Επιτοκιακός Κίνδυνος (Interest Rate Risk): ο οποίος προκύπτει από την αναντιστοιχία της ωρίμανσης στοιχείων του ενεργητικού και του παθητικού, η αξία των οποίων σχετίζεται άμεσα με τις μεταβολές των επιτοκίων.
2. Ο Κίνδυνος Αγοράς (Market Risk): ο οποίος αναφέρεται στην πιθανή ζημία που μπορεί να προέλθει από τις μεταβολές των επιτοκίων, των συναλλαγματικών ισοτιμιών, των τιμών των μετοχών και άλλων παραγόντων της αγοράς κατά τη διαχείριση στοιχείων του ενεργητικού και του παθητικού.
3. Ο Πιστωτικός Κίνδυνος (Credit Risk): ο οποίος προκύπτει από την αδυναμία των πελατών του τραπεζικού ιδρύματος, να ανταπεξέλθουν στις υποχρεώσεις που τους δημιουργεί ο δανεισμός τους.
4. Ο Τεχνολογικός και Λειτουργικός Κίνδυνος (Technology and Operational Risk): ο οποίος ορίζεται ως η πιθανή ζημία που μπορεί να προκύψει από όλες τις δραστηριότητες του τραπεζικού συγκροτήματος ως συνέπεια αναποτελεσματικών εσωτερικών διαδικασιών και τεχνολογικών χρήσεων, από λάθη των εργαζομένων ή από εξωτερικούς παράγοντες.
5. Ο Κίνδυνος Ρευστότητας (Liquidity Risk): ο οποίος ορίζεται ως η πιθανή αδυναμία της τράπεζας ανεύρεσης επαρκών κεφαλαίων με σκοπό την κάλυψη των υποχρεώσεών της.

Μεγαλύτερη έμφαση, τόσο από ερευνητικής απόψεως όσο και από τους επαγγελματίες του χώρου, έχει δοθεί στον πιστωτικό κίνδυνο. Οι κυριότεροι λόγοι είναι ότι πρώτον, η λήψη αποφάσεων σχετικών με τον πιστωτικό κίνδυνο αποτελεί ένα από τα πιο πολύπλοκα και κακώς δομημένα προβλήματα (Ζοπουνίδης, 1998) και δεύτερον, ότι η επίδραση της απώλειας χορηγούμενων κεφαλαίων στην αποδοτικότητα ενός τραπεζικού ιδρύματος είναι καταλυτική. Ενδεικτικά αναφέρεται ότι το 1980 το ποσό των ακάλυπτων πιστώσεων για τις αμερικάνικες τράπεζες ανερχόταν στα 55.1 δισεκατομμύρια δολάρια, ενώ το 2000 αυξήθηκε στα 633.2 δισεκατομμύρια δολάρια (Nargundkar και Priestley, 2003).

Ο Τσομόκος (2003) σε έρευνα του σχετικά με την εύρεση και μοντελοποίηση των αιτιών που οδηγούν την οικονομία μιας χώρας σε μια περίοδο αστάθειας, κατέληξε στα ακόλουθα συμπεράσματα:

1. Το τραπεζικό σύστημα μιας χώρας είναι άρρηκτα συνδεδεμένο με την οικονομία της, οπότε μια ενδεχόμενη κρίση του τραπεζικού συστήματος επηρεάζει άμεσα και την πορεία της οικονομίας.
2. Οι περισσότερες κρίσεις τραπεζικών συστημάτων εκδηλώνονται με μοναδικό τρόπο. Το μόνο κοινό χαρακτηριστικό τους είναι η αύξηση των χορηγήσεων προβληματικών δανείων που οδηγεί σε απώλεια κεφαλαίων και σε μείωση της αποδοτικότητας των τραπεζών.

Επιπροσθέτως, το νέο πλαίσιο περί κεφαλαιακής επάρκειας των τραπεζών που εξέδωσε η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας, γνωστό και ως σύμφωνο της Βασιλείας II (*Basel II*), επικεντρώνεται κυρίως στις διαδικασίες που πρέπει να υιοθετηθούν από τα τραπεζικά ιδρύματα σχετικά με την εκτίμηση του συνολικού πιστωτικού κινδύνου που αναλαμβάνουν και του επιπέδου της κεφαλαιακής τους επάρκειας έναντι αυτού.

Για τους παραπάνω λόγους, οι τράπεζες έχουν εντάξει στην καθημερινή τους πρακτική την εκτίμηση, ανάλυση και διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου. Αυτό το επιτυγχάνουν μέσω της ανάπτυξης και εφαρμογής ολοκληρωμένων συστημάτων εκτίμησής του. Μέσω των συστημάτων αυτών, τα τραπεζικά ιδρύματα είναι σε θέση να υπολογίσουν το συνολικό κίνδυνο που διέπει το πιστωτικό τους χαρτοφυλάκιο καθώς και τις ενδεχόμενες συνολικές τους απώλειες, λόγω επισφαλών χορηγήσεων.

Σύμφωνα με τις διατάξεις της Επιτροπής της Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας ο πιστωτικός κίνδυνος που αναλαμβάνει ένας χρηματοπιστωτικός οργανισμός δημιουργείται από τη χορήγηση (BCBS, 2001):

1. Πιστωτικών προϊόντων σε ιδιώτες π.χ. στεγαστικά, επαγγελματικά ή καταναλωτικά δάνεια, πιστωτικές κάρτες κ.ά. (*Retail exposures*)
2. Δανείων σε επιχειρήσεις (ανώνυμες εταιρίες, εταιρίες προσωπικού χαρακτήρα κ.ά.) (*Corporate Exposures*)
3. Δανείων σε άλλες τράπεζες (*Bank Exposures*)
4. Δανείων σε χώρες ή σε δημόσιους οργανισμούς (*Sovereign Exposures*)

Η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας προτείνει την ανάπτυξη διαφορετικών συστημάτων για την εκτίμηση κάθε μιας από τις προαναφερθείσες μορφές πιστωτικού κινδύνου. Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί, ότι η παρούσα εργασία σχετίζεται με ζητήματα που αφορούν την ανάπτυξη συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου που απορρέει από τη χορήγηση επιχειρηματικών δανείων.

1.2 Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας

Η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας (*Basle Committee on Banking Supervision, BCBS*) αποτελείται από εκπροσώπους των κεντρικών τραπεζών και των εποπτικών αρχών των τραπεζικών συστημάτων των χωρών του Βελγίου, του Καναδά, της Γαλλίας, της Γερμανίας, της Ιταλίας, της Ιαπωνίας, του Λουξεμβούργου, της Ολλανδίας, της Σουηδίας, της Ελβετίας, του Ηνωμένου Βασιλείου και των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής (BCBS, 2004).

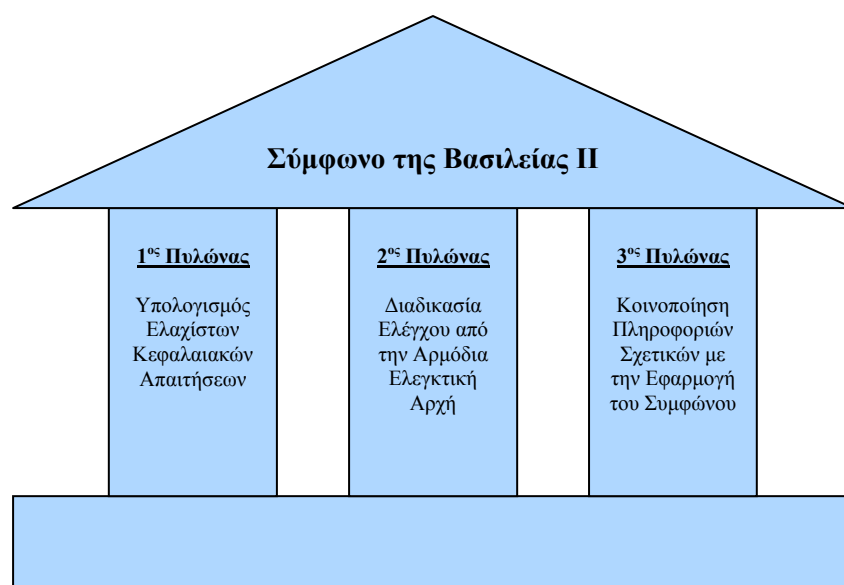
Μέσω μιας σειράς ρυθμιστικών διατάξεων που εκδίδει, έχει ως σκοπό να διασφαλίσει τη διεθνή σύγκλιση των εποπτικών κανονισμών που σχετίζονται με την κεφαλαιακή επάρκεια των τραπεζών. Το περιεχόμενο των εισηγήσεων αυτών σχετίζεται με την υιοθέτηση και εφαρμογή, εκ μέρους των πιστωτικών ιδρυμάτων, κάποιων διαδικασιών για την ορθή εκτίμηση και διαχείριση των επιμέρους μορφών κινδύνου που αντιμετωπίζουν. Βάσει των διαδικασιών αυτών, οι τράπεζες δύναται να υπολογίσουν το επαρκές κεφάλαιο που οφείλουν να κρατούν ως ασφάλεια έναντι του συνολικά αναληφθέντα κινδύνου. Η ορθή υλοποίηση και εφαρμογή των οδηγιών από τις τράπεζες, επιβλέπεται και πιστοποιείται από την αρμόδια ελεγκτική αρχή κάθε χώρας¹.

Αναφορικά με τον πιστωτικό κίνδυνο, η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας θέτει ένα αυστηρό θεσμικό πλαίσιο ανάπτυξης, λειτουργίας και ελέγχου των συστημάτων εκτίμησής του, το οποίο θα τεθεί σε ισχύ από την 1/1/2007. Το πλαίσιο αυτό ορίζεται από τρεις πυλώνες (*Pillars*) (Σχήμα 1.1). Ο πρώτος πυλώνας σχετίζεται με τη διαδικασία υπολογισμού των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων (*minimum capital requirements*), οι οποίες αποτελούν αντιστάθμισμα του πιστωτικού κινδύνου που αναλαμβάνει ένα τραπεζικό ίδρυμα από επισφαλείς ή μη χορηγήσεις. Στην ουσία αναφέρεται στις προδιαγραφές που πρέπει να πληρεί ένα αποτελεσματικό σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου, βάσει του οποίου θα υπολογίζονται οι ελάχιστες κεφαλαιακές απαιτήσεις.

Ο δεύτερος πυλώνας σχετίζεται με τον έλεγχο της ορθότητας του συστήματος από την αρμόδια ελεγκτική αρχή (*supervisory review*). Τέλος, ο τρίτος πυλώνας σχετίζεται με τη διατήρηση της εσωτερικής πειθαρχίας εντός της τραπεζικής αγοράς της εκάστοτε χώρας (*market discipline*). Η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας πιστεύει ότι η κοινοποίηση, από πλευράς των τραπεζικών ιδρυμάτων, ορισμένων στοιχείων συμβάλλει στην ασφαλή και υγιή λειτουργία του τραπεζικού συστήματος της κάθε χώρας. Τα πιστωτικά ιδρύματα πρέπει να είναι σε θέση να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τη συνολική έκθεσή τους στον πιστωτικό κίνδυνο,

¹ Για την χώρα μας, αρμόδια ελεγκτική αρχή είναι η Τράπεζα της Ελλάδος.

με τον τρόπο αποτίμησης του εν λόγω κινδύνου και με το επίπεδο της κεφαλαιακής τους επάρκειας έναντι αυτού.



Σχήμα 1.1: Οι τρεις πυλώνες του συμφώνου της Βασιλείας II

Η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας προτείνει δύο προσεγγίσεις για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου και των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων έναντι αυτού, την τυποποιημένη (*standardized approach*) και την προσέγγιση των εσωτερικών αξιολογήσεων (*Internal ratings-based approach - IRB approach*). Η δεύτερη προσέγγιση διαφαίνεται να επικρατεί έναντι της πρώτης, αφού επιτρέπει στις τράπεζες να εκτιμούν τον κίνδυνο του πιστωτικού τους χαρτοφυλακίου και να υπολογίζουν τις κεφαλαιακές τους ανάγκες, με έναν πιο λεπτομερή και υποκειμενικό τρόπο. Επίσης, η προσέγγιση των εσωτερικών αξιολογήσεων ενσωματώνει καλύτερα τη φιλοσοφία των συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Πρόθεση λοιπόν της Επιτροπής, είναι οι τράπεζες να αναπτύξουν συστήματα που βασίζονται στη προσέγγιση των εσωτερικών αξιολογήσεων².

² Για τους προαναφερθέντες λόγους και επειδή τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν στην παρούσα εργασία βασίζονται στη φιλοσοφία της προσεγγίσεως αυτής, στις επόμενες παραγράφους αναλύεται μόνο η εν λόγω προσέγγιση.

1.3 Συστήματα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Ένα *σύστημα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου (credit rating system)* βοηθάει πρωτίστως ένα χρηματοπιστωτικό οργανισμό στη λήψη απόφασης σχετικά με τη δανειοδότηση ή μη μιας επιχείρησης, παρέχοντας το βαθμό του πιστωτικού κινδύνου που διέπει την επικείμενη δανειοδότηση. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του υπολογισμού της **πιθανότητας ασυνέπειας (PD - Probability of Default)** της επιχείρησης που έχει κάνει αίτηση για τη χορήγηση δανείου. Το σύστημα εξετάζοντας κάποια χαρακτηριστικά της επιχείρησης, μέσω μιας διαδικασίας προσδιορίζει την πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων της και την κατατάσσει σε μια από τις προκαθορισμένες κατηγορίες του.

Κάθε κατηγορία καθορίζεται από ένα εύρος τιμών της πιθανότητας ασυνέπειας και στην ουσία παρέχει το βαθμό του πιστωτικού κινδύνου των επιχειρήσεων που εντάσσονται σε αυτή. Αν η επιχείρηση ενταχθεί σε μια κατηγορία υψηλού κινδύνου συνήθως η αίτηση της απορρίπτεται, ενώ στην αντίθετη περίπτωση η επιχείρηση δανειοδοτείται³. Κατά την Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας ένα αποτελεσματικό σύστημα πρέπει να παρέχει μια ουσιώδης και επαρκή διαφοροποίηση του πιστωτικού κίνδυνου. Για το λόγο αυτό απαιτεί κάθε σύστημα να έχει το ελάχιστο από έξι έως εννέα κατηγορίες διαχωρισμού για τους συνεπείς πελάτες⁴, εντός των οποίων θα τους κατατάσσει, και δύο για τους ασυνεπείς.

Μια εναλλακτική προσέγγιση για τον προσδιορισμό της πιθανότητας ασυνέπειας της εκάστοτε επιχείρησης, η οποία προτείνεται ως καταλληλότερη από την Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας είναι η ακόλουθη (BCBS, 2001). Αρχικά η επιχείρηση εντάσσεται σε μια κατηγορία, σε μια ομάδα ομοιογενών επιχειρήσεων, βάσει της πιθανότητας αθέτησης που της προσδίδει το σύστημα. Όμως τελικά, η πιθανότητα ασυνέπειας που τη χαρακτηρίζει είναι η «μέση» πιθανότητα ασυνέπειας που χαρακτηρίζει την κατηγορία στην οποία εντάσσεται (*Average Probability of Default*)⁵ (Πίνακας 1.1).

³ Η τράπεζα έχει το δικαίωμα να δανειοδοτήσει όποια επιχείρηση επιθυμεί. Το λογικό όμως είναι να μην προχωρήσει στη δανειοδότηση μιας επιχείρησης η οποία εντάσσεται σε κατηγορία υψηλού κινδύνου αφού αφενός υπάρχει μεγάλη πιθανότητα η επιχείρηση να μην αποπληρώσει το δάνειο που θα λάβει και αφετέρου η τράπεζα θα αναγκαστεί να διατηρήσει ένα αρκετά μεγάλο κεφάλαιο ως αντιστάθμισμα του υψηλού κινδύνου που θα αναλάβει, πράγμα που δεν την ωφελεί.

⁴ Ο ελάχιστος αριθμός κατηγοριών για τους συνεπείς πελάτες ορίζεται από την αρμόδια ελεγκτική αρχή, βάσει της πιστωτικής δραστηριότητας του εκάστοτε ιδρύματος.

⁵ Ο τρόπος με τον οποίο υπολογίζεται η «μέση» πιθανότητα ασυνέπειας κάθε κατηγορίας ποικίλει (βλ. §1.4).

Πίνακας 1.1: Παράδειγμα Μέσων Πιθανοτήτων Ασυνέπειας

Κατηγορίες	Μέση Πιθανότητα Ασυνέπειας (%)
Μηδενικός κίνδυνος	0
Εξαιρετικά χαμηλός κίνδυνος	0.1
Χαμηλός κίνδυνος	0.5
Μέτριος κίνδυνος	1
Αποδεκτός κίνδυνος	3
Οριακός κίνδυνος	6
Μη αποδεκτός κίνδυνος	20
Υψηλός κίνδυνος	60
Πολύ Υψηλός Κίνδυνος	98

Αφού εκτιμηθεί η πιθανότητα ασυνέπειας της δανειοδοτηθείσας επιχείρησης το σύστημα δύναται να παράσχει μια εκτίμηση των ενδεχόμενων απωλειών που θα έχει το τραπεζικό ίδρυμα, στην περίπτωση που η εν λόγω επιχείρηση δεν μπορέσει να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις που δημιουργούνται λόγω του δανεισμού της. Τα συστήματα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου λοιπόν, ονομάζονται και συστήματα «δύο κατευθύνσεων» (*two-dimensional*), αφού αρχικά εκτιμούν την πιθανότητα αθέτησης του δανειζόμενου και έπειτα εκτιμούν το κεφάλαιο του χορηγούμενου δανείου που μπορεί να απολεσθεί.

Βάσει των διατάξεων της Επιτροπής της Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας ο υπολογισμός των ενδεχόμενων απωλειών πραγματοποιείται μέσω μιας προκαθορισμένης διαδικασίας η οποία αναλύεται στην παράγραφο 1.5. Όμως δεν ισχύει το ίδιο για τον υπολογισμό της πιθανότητας ασυνέπειας, ο οποίος μπορεί να πραγματοποιηθεί μέσω τριών διαδικασιών (BSBC, 2001):

1. Βάσει της υπάρχουσας εμπειρίας των πιστωτικών αναλυτών της τράπεζας (*Internal Default Experience*).
2. Χρησιμοποιώντας δεδομένα από εξωτερικές πηγές π.χ. από εξωτερικούς οργανισμούς αξιολόγησης επιχειρήσεων ή από άλλες τράπεζες (*Mapping to External data*).
3. Μέσω διαφόρων μοντέλων αξιολόγησης (*Credit Scoring Models*).

Οι πρώτες δύο διαδικασίες χρησιμοποιούνται όταν η τράπεζα δεν έχει επαρκή στοιχεία για άλλους πιστούχους, για τους οποίους είναι γνωστή η πιστοληπτική τους ικανότητα, βάσει των οποίων θα εκτιμήσει την πιθανότητα ασυνέπειας μιας καινούργιας επιχείρησης. Οι διαδικασίες όμως αυτές έχουν ορισμένα μειονεκτήματα.

Με την πρώτη διαδικασία, ο καθορισμός και η σύνθεση των παραμέτρων του προβλήματος πραγματοποιείται με υποκειμενικό τρόπο και η διαδικασία αξιολόγησης είναι δύσκολο να ελεγχθεί για την ορθότητά της.

Όσον αφορά τη δεύτερη διαδικασία, αν τα κριτήρια με τα οποία η τράπεζα πρώτον κρίνει την κάθε επιχείρηση και δεύτερον ορίζει την ασυνέπεια, διαφέρουν με αυτά που χρησιμοποιούν οι άλλες τράπεζες ή οι εξωτερικοί οργανισμοί αξιολόγησης, η διαδικασία υπολογισμού της πιθανότητας ασυνέπειας ενδέχεται να είναι ανακριβής (BCBS, 2001). Επιπροσθέτως, οι εξωτερικοί οργανισμοί αξιολόγησης συνήθως παρέχουν πληροφορίες για την πιστοληπτική ικανότητα μεγάλων οικονομικά επιχειρήσεων, οι οποίες σπάνια εμπεριέχονται στο πιστωτικό χαρτοφυλάκιο μιας εμπορικής τράπεζας. Συνήθως οι εμπορικές τράπεζες δανειοδοτούν μικρομεσαίες επιχειρήσεις ή επιχειρήσεις της μεσαίας αγοράς (*middle market*).

Μέσω της τρίτης διαδικασίας, δηλαδή μέσω των μοντέλων αξιολόγησης ή εναλλακτικά ποσοτικών μοντέλων (*quantitative models*), και εφόσον υπάρχει μια επαρκής βάση δεδομένων, τα παραπάνω προβλήματα παύουν ως ένα βαθμό να υφίστανται. Βασικό πλεονέκτημα των μοντέλων αυτών αποτελεί το γεγονός ότι δύναται να παράσχουν μια βαθμολογία (*score*) για κάθε επιχείρηση που αξιολογούν. Ουσιαστικά η βαθμολογία αυτή αποτελεί την πιθανότητα ασυνέπειας της εκάστοτε επιχείρησης. Στην επόμενη παράγραφο πραγματοποιείται μια ανάλυση της διαδικασίας ανάπτυξης των συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου που βασίζονται στα εν λόγω μοντέλα.

1.4 Διαδικασία ανάπτυξης ενός συστήματος

Η διαδικασία ανάπτυξης ενός συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου, το οποίο βασίζεται σε ένα ποσοτικό μοντέλο αξιολόγησης, μπορεί να χωριστεί σε τρία στάδια (Σχήμα 1.2).



Σχήμα 1.2: Στάδια της διαδικασίας ανάπτυξης ενός συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Στο πρώτο στάδιο συλλέγονται και προετοιμάζονται τα δεδομένα τα οποία θα χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη του συστήματος. Τα δεδομένα προέρχονται από επιχειρήσεις για τις οποίες είναι γνωστή η πιστοληπτική ικανότητά τους, δηλαδή οι κατασκευαστές του συστήματος γνωρίζουν εκ των προτέρων σε ποια κατηγορία πιστωτικού κινδύνου ανήκουν (π.χ. παλαιοί πιστούχοι της τράπεζας). Ουσιαστικά τα δεδομένα είναι οι επιδόσεις των επιχειρήσεων αυτών σε κάποια κριτήρια, τα οποία καθορίζονται από την τράπεζα.

Η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας απαιτεί η βάση δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη του συστήματος να αποτελείται από ποσοτικά και ποιοτικά κριτήρια, να περιέχει δεδομένα για ένα αρκετά μεγάλο αριθμό επιχειρήσεων και να αντιστοιχεί σε ένα βάθος χρόνου τουλάχιστον των πέντε ετών, ούτως ώστε να ενσωματώνει τις οικονομικές εξελίξεις που διαμορφώνουν το εκάστοτε επιχειρηματικό περιβάλλον (BCBS, 2001)⁶.

Ποσοτικά κριτήρια είναι οι επιδόσεις των επιχειρήσεων σε ορισμένους χρηματοοικονομικούς δείκτες (*financial ratios*), οι οποίοι υπολογίζονται βάσει πληροφοριών που αντλούνται από τους ισολογισμούς των επιχειρήσεων. Η επιλογή των χρηματοοικονομικών δεικτών που θα χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση, πρέπει να γίνει με τέτοιο τρόπο ώστε μέσω αυτών να περιγράφετε πλήρως η οικονομική κατάσταση της εκάστοτε επιχείρησης. Τα ποιοτικά κριτήρια σχετίζονται με το πιστωτικό παρελθόν της επιχείρησης, το επίπεδο οργάνωσης της, τη θέση που κατέχει εντός του χώρου που δραστηριοποιείται, τις προοπτικές ανάπτυξής της κ.ά. και συνήθως οι επιδόσεις της επιχείρησης σε αυτά, αξιολογούνται βάσει μια ποιοτικής κλίμακας.

Τα κριτήρια αποτελούν τις ανεξάρτητες μεταβλητές του προβλήματος εκτίμησης, ενώ η δεδομένη πιστοληπτική ικανότητα της εκάστοτε επιχείρησης αποτελεί την εξαρτημένη μεταβλητή. Τα δεδομένα συνήθως χωρίζονται σε δύο υποσύνολα. Στο δείγμα εκπαίδευσης (*training sample*), το οποίο χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου και στο δείγμα ελέγχου (*test sample*), το οποίο χρησιμοποιείται για τον έλεγχο και την αξιολόγησή του.

Στο δεύτερο στάδιο πραγματοποιείται η ανάπτυξη και ο έλεγχος του μοντέλου αξιολόγησης. Αρχικά επιλέγεται η ποσοτική μέθοδος, βάσει της οποίας θα αναπτυχθεί το μοντέλο. Η μέθοδος μπορεί να είναι είτε στατιστική, είτε μη παραμετρική, είτε κάποιο οικονομετρικό μοντέλο ή κάποια έμπειρο σύστημα (*expert*

⁶ Αν η βάση δεδομένων της τράπεζας δεν περιέχει αρκετές παρατηρήσεις, η τράπεζα δύναται να χρησιμοποιήσει και δεδομένα από άλλες τράπεζες αρκεί να πληρούνται ορισμένες προϋποθέσεις (βλ. BCBS, 2001).

system) που προσπαθεί να προσομοιώσει τη διαδικασία μέσω της οποίας ένας πιστωτικός αναλυτής αξιολογεί μια επιχείρηση⁷ (Comptroller of the Currency Administrator of National Banks, 2001). Η μέθοδος στην ουσία χρησιμοποιείται για να αναπαραστήσει όσο πιο αποτελεσματικά γίνεται τη σχέση της εξαρτημένης μεταβλητής με τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της «εκπαίδευσής» της.

Γνωρίζοντας τη δεδομένη ταξινόμηση των επιχειρήσεων του δείγματος εκπαίδευσης και τις επιδόσεις τους στα επιλεγμένα χαρακτηριστικά, η μέθοδος «ρυθμίζει» τις παραμέτρους της προσπαθώντας να ταξινομήσει τις επιχειρήσεις αυτές όσο πιο αποτελεσματικά γίνεται στις προκαθορισμένες κατηγορίες. Δηλαδή η μέθοδος προσπαθεί να αναπαραστήσει με τον καλύτερο δυνατό τρόπο, τουλάχιστον όσον αφορά τις επιχειρήσεις του δείγματος εκπαίδευσης, τη σχέση του πιστωτικού κινδύνου που χαρακτηρίζει τις επιχειρήσεις αυτές, με τα χαρακτηριστικά που δύναται να παράσχουν μια «ολοκληρωμένη» εικόνα για την οικονομική κατάστασή τους.

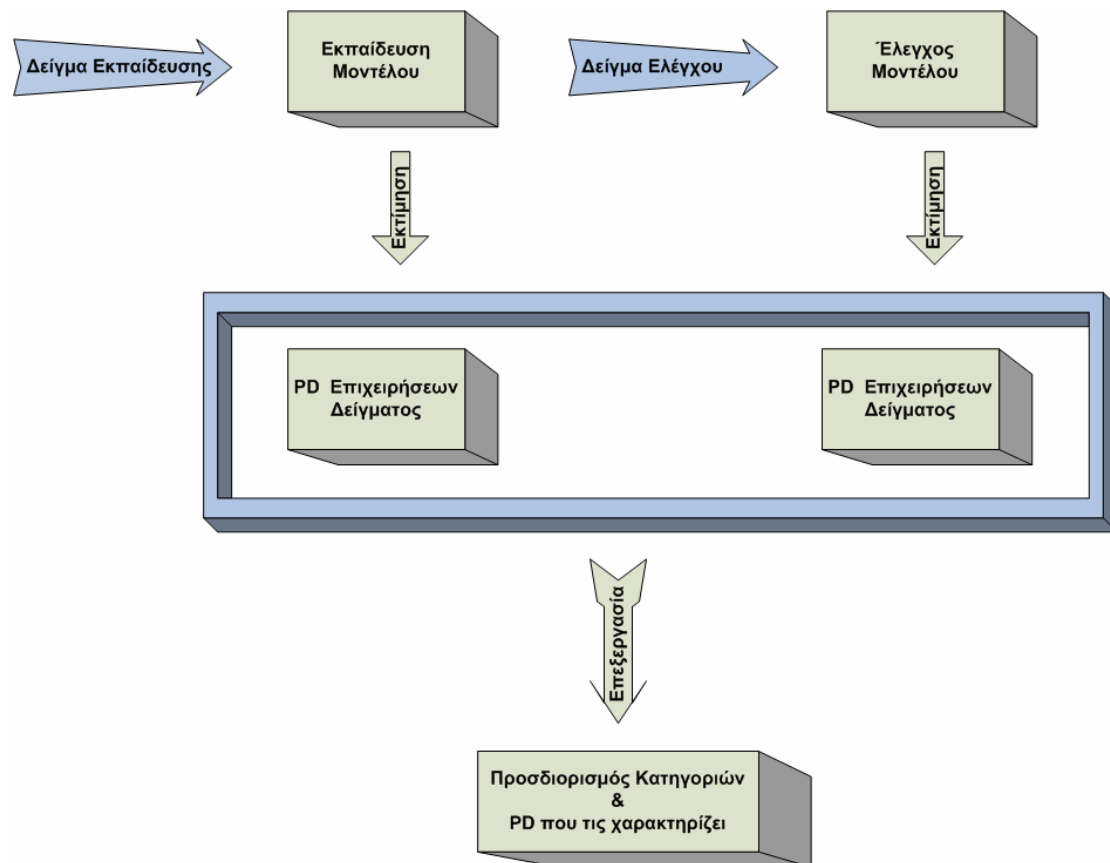
Έπειτα εισέρχεται στο μοντέλο το δείγμα ελέγχου με σκοπό την εξέταση της αποτελεσματικότητάς του. Ένα αποτελεσματικό μοντέλο πρέπει να ελαχιστοποιεί τις διαφορές της εκτιμώμενης ταξινόμησης των επιχειρήσεων του δείγματος ελέγχου σε σχέση με τη δεδομένη ταξινόμησή τους. Για την περαιτέρω αξιολόγηση του μοντέλου, αυτό συνήθως υπόκεινται σε κάποιους στατιστικούς ελέγχους.

Το στάδιο λοιπόν της κατασκευής και του ελέγχου ενός μοντέλου εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου των επιχειρήσεων, είναι το πιο καθοριστικό και εγείρει σημαντικά ερωτήματα για τους ειδικούς, όπως: ποια κριτήρια πρέπει να χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση, ποια μέθοδος επεξεργασίας των δεδομένων πρέπει να επιλεγεί, με ποιον τρόπο θα καθοριστεί το δείγμα εκπαίδευσης και το δείγμα ελέγχου, βάσει ποιών μεθοδολογιών θα ελεγχθεί η αποτελεσματικότητα του κ.ά.

Αφού το μοντέλο κριθεί ικανοποιητικό, στη συνέχεια καθορίζονται οι κατηγορίες του συστήματος και το εύρος των τιμών της πιθανότητας ασυνέπειας που καθορίζει κάθε κατηγορία ή εναλλακτικά η «μέση» πιθανότητα ασυνέπειας που τη χαρακτηρίζει (Σχήμα 1.3).

Υπενθυμίζεται ότι το μοντέλο ταξινόμησης κατά την εκπαίδευσή του αλλά και κατά τον έλεγχό του, παρέχει μια βαθμολογία (*score*) για κάθε επιχείρηση της βάσεως δεδομένων που αξιολογεί. Η βαθμολογία αυτή ουσιαστικά αποτελεί την πιθανότητα ασυνέπειας της εκάστοτε επιχείρησης.

⁷ Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν στατιστικές και μη παραμετρικές τεχνικές οι οποίες παρουσιάζονται στο δεύτερο κεφάλαιο.



Σχήμα 1.3: Σχηματική αναπαράσταση της διαδικασίας ανάπτυξης ενός μοντέλου αξιολόγησης

Αν ο αριθμός των κατηγοριών στις οποίες ταξινομούνται οι επιχειρήσεις της βάσης δεδομένων είναι ίδιος με τον επιθυμητό αριθμό των κατηγοριών του συστήματος, τότε μπορεί εύκολα να καθοριστεί το εύρος των τιμών ή η «μέση» τιμή της πιθανότητας ασυνέπειας κάθε κατηγορίας. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω κατάλληλης επεξεργασίας των εκτιμώμενων πιθανοτήτων ασυνέπειας των επιχειρήσεων της βάσης δεδομένων (βλ. Moody's Investors Service, 2000).

Το πρόβλημα δημιουργείται όταν ο αριθμός των κατηγοριών που ταξινομούνται οι επιχειρήσεις της βάσης δεδομένων είναι μικρότερος από τον επιθυμητό. Συνήθως στις περισσότερες βάσεις δεδομένων οι επιχειρήσεις ταξινομούνται σε δύο κατηγορίες, στις συνεπείς και στις ασυνεπείς. Ο Fernandes (2005) σε έρευνά του προτείνει δύο προσεγγίσεις για την αντιμετώπιση του προαναφερθέντος προβλήματος⁸.

Κατά την πρώτη προσέγγιση, ο καθορισμός των κατηγοριών του συστήματος πραγματοποιείται μέσω κάποιων διαδικασιών ομαδοποίησης (*clustering methods* /

⁸ Μερικές προσεγγίσεις που παρουσιάζονται στο άρθρο "RiscCalc™ For Private Companies: Moody's Default Model" μπορούν να εφαρμοστούν και για την αντιμετώπιση του εν λόγω προβλήματος.

unsupervised learning methods) των επιχειρήσεων της βάσεως δεδομένων, βάσει των εκτιμώμενων πιθανοτήτων ασυνέπειας τους. Εν συνεχεία, για κάθε κατηγορία (ομάδα) υπολογίζεται η συχνότητα ασυνέπειας (*default frequency*) της ως εξής:

$$\frac{\text{Πλήθος Ασυνεπών επιχειρήσεων κατηγορίας } i}{\text{Συνολικό πλήθος επιχειρήσεων κατηγορίας } i} \quad [1]$$

η οποία ουσιαστικά αποτελεί τη «μέση» πιθανότητα ασυνέπειας που χαρακτηρίζει την κατηγορία αυτή. Μέσω της προσεγγίσεως αυτής, οι κατασκευαστές του συστήματος μπορούν να βρουν τον αριθμό των κατηγοριών που ομαδοποιεί βέλτιστα τις επιχειρήσεις (βάσει του κριτηρίου της εκάστοτε μεθόδου).

Κατά τη δεύτερη προσέγγιση (*mapping methodology*), ο αριθμός των κατηγοριών καθορίζεται βάσει ενός συστήματος αξιολόγησης επιχειρήσεων που έχει αναπτύξει ένας εξωτερικός οργανισμός (σύστημα αναφοράς). Δηλαδή, βάσει των εκτιμώμενων πιθανοτήτων ασυνέπειας των επιχειρήσεων της βάσης δεδομένων, κατασκευάζεται ένα σύστημα που:

1. Έχει τον ίδιο αριθμό κατηγοριών με το σύστημα αναφοράς.
2. Η «μέση» πιθανότητα αθέτησης της κάθε κατηγορίας έχει την ελάχιστη δυνατή απόκλιση από την αντίστοιχη του συστήματος αναφοράς.

Και στις δύο προσεγγίσεις το εύρος των τιμών της πιθανότητας ασυνέπειας, άνω και κάτω όριο, κάθε κατηγορίας μπορεί εύκολα να καθοριστεί βάσει των πιθανοτήτων ασυνέπειας των επιχειρήσεων που εντάσσονται σε αυτή.

Τέλος, στο τρίτο στάδιο αφού έχει ολοκληρωθεί η ανάπτυξη του μοντέλου αξιολόγησης, ενσωματώνεται σε αυτό η διαδικασία υπολογισμού των ενδεχόμενων απωλειών και το ολοκληρωμένο πλέον σύστημα εφαρμόζεται στην πράξη. Το σύστημα κατά την περίοδο εφαρμογής του σε πραγματικές καταστάσεις, παρατηρείται από τους ειδικούς και έπειτα από κάποιο χρονικό διάστημα συνήθως μεταβάλλονται κάποιες από τις παραμέτρους του, με σκοπό την εξαγωγή ασφαλέστερων αποτελεσμάτων. Γίνεται λοιπόν αντιληπτό, ότι τα στάδια ανάπτυξης ενός συστήματος εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου διέπονται από μια αμφίδρομη σχέση. Το σύστημα πρέπει να υπόκειται σε συνεχής ελέγχους και τροποποιήσεις έτσι ώστε να παρέχει τη βέλτιστη δυνατή εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου των επιχειρήσεων που αξιολογεί.

1.5 Υπολογισμός των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων

Στην παράγραφο αυτή αναλύεται η διαδικασία υπολογισμού των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων κατά την προσέγγιση των εσωτερικών αξιολογήσεων, όπως αυτή ορίζεται από τις διατάξεις της Επιτροπής Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας [BCBS (2001), Aas (2005)]. Αφού λοιπόν το σύστημα εκτιμήσει την πιθανότητα ασυνέπειας της δανειοδοτηθείσας επιχείρησης, στη συνέχεια υπολογίζονται οι αναμενόμενες (*EL - Expected Loss*) και οι μη αναμενόμενες απώλειες (*Unexpected losses*) που ενδέχεται να έχει το τραπεζικό ίδρυμα, στην περίπτωση που η εν λόγω επιχείρηση δεν μπορέσει να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις της.

Οι πιθανές απώλειες (*EL*) υπολογίζονται βάσει της παρακάτω σχέσης, η οποία αναφέρεται στις απώλειες που ενδέχεται να προκύψουν εντός του χρονικού διαστήματος του ενός έτους.

$$EL = PD \times EAD \times LGD \quad [2]$$

όπου,

EAD (Exposure at Default), το ποσό του δανειζόμενου κεφαλαίου που βρίσκεται σε κίνδυνο σε περίπτωση αθέτησης.

LGD (Loss Given Default), το ποσοστό του κεφαλαίου που θα απολεσθεί σε περίπτωση αθέτησης, δηλαδή το ποσοστό του *EAD*.

Αναφορικά με τις αναμενόμενες απώλειες, η τελευταία διάταξη της Επιτροπής Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας (BCBS, 2005) αναφέρει ότι οι τράπεζες δεν χρειάζεται να τις συνυπολογίζουν στο κεφάλαιο που πρέπει να διατηρούν ως ασφάλεια έναντι των πιστωτικών απωλειών, αφού αναμένεται να μπορούν να τις καλύπτουν μέσω των προβλέψεων τους⁹. Όμως, οφείλουν να διασφαλίσουν στην αρμόδια ελεγκτική αρχή ότι το επίπεδο των προβλέψεων τους είναι επαρκές για την κάλυψη των απωλειών αυτών.

Επομένως, οι διατάξεις της Επιτροπής Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας επικεντρώνονται στον καθορισμό των μη αναμενόμενων απωλειών ή εναλλακτικά στον καθορισμό των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων για την κάλυψη των απωλειών αυτών. Μέσω της προσεγγίσεως των εσωτερικών αξιολογήσεων, ο υπολογισμός των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων για κάθε δάνειο εξαρτάται, εξ' ορισμού, μόνο από τον κίνδυνο του ιδίου του δανείου και όχι από τον κίνδυνο των υπόλοιπων δανείων του χαρτοφυλακίου (*portfolio invariance*).

⁹ Ποσό που διατηρείται για την κάλυψη ορισμένων μελλοντικών οφειλών (αναφέρεται και στους υπολογισμούς των τραπεζών).

Η παραπάνω θεώρηση βασίζεται στην υπόθεση ότι το πιστωτικό χαρτοφυλάκιο της εκάστοτε τράπεζας είναι πλήρως διαφοροποιημένο. Δηλαδή τα άλλα στοιχεία του χαρτοφυλακίου δεν επηρεάζουν τον κίνδυνο του εκάστοτε δανείου. Βάσει της αρχής της διαφοροποίησης (*diversification*), όταν ένα χαρτοφυλάκιο αποτελείται από αρκετά στοιχεία τότε ο μη συστηματικός κίνδυνος του κάθε στοιχείου τείνει να εξαλείφεται και εν τέλει μόνο ο συστηματικός κίνδυνος επιδρά στο χαρτοφυλάκιο (*fine-grained portfolio*). Ο μη-συστηματικός κίνδυνος (*non-systematic risk*) αφορά αποκλειστικά το εκάστοτε στοιχείο του χαρτοφυλακίου και σχετίζεται με τους παράγοντες που μεμονωμένα το επηρεάζουν, ενώ ο συστηματικός κίνδυνος (*systematic risk*) προκύπτει από τη συσχέτιση του στοιχείου με τον κίνδυνο της αγοράς και δεν μπορεί να εξαλειφθεί.

Η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας προτείνει ο υπολογισμός των μη αναμενόμενων απωλειών να πραγματοποιείται μέσω ενός μοντέλου (*Asymptotic Single Risk Factor Model*) που αναπτύχθηκε από τον Gordy (2003) με γνώμονα τη παραπάνω θεώρηση (Σχέση 3)¹⁰.

$$K = \left[LGD \cdot N \left((1-R)^{-0.5} \cdot G(PD) + \left(\frac{R}{1-R} \right)^{0.5} \cdot G(0.999) \right) - PD \cdot LGD \right] \cdot M \quad [3]$$

Όπου:

K , η μη αναμενόμενες απώλειες του εκάστοτε δανείου, ως ποσοστό του EAD .

$N(x)$, η πιθανότητα μια τυχαία μεταβλητή που ακολουθεί την κανονική κατανομή, με μέση τιμή 0 και τυπική απόκλιση 1, να είναι \leq από μια τιμή x .

$G(z)$, η αντίστροφη συνάρτηση της κανονικής κατανομής (με μέση τιμή μηδέν και τυπική απόκλιση 1)¹¹.

R , ο βαθμός συσχέτισης ορισμένων στοιχείων του ενεργητικού μιας επιχείρησης με τα αντίστοιχα άλλων επιχειρήσεων (*asset correlation*).

M , ένας όρος που χρησιμοποιείται για την ενσωμάτωση των απωλειών που μπορεί να προκύψουν λόγω της διάρκειας του δανείου (*maturity adjustments*).

Επειδή όπως προαναφέρθηκε η παραπάνω σχέση αφορά μόνο τις μη αναμενόμενες απώλειες, με τη χρήση του όρου $-PD \cdot LGD$ οι πιθανές απώλειες (ως ποσοστό του EAD) εξαιρούνται από τη διαδικασία υπολογισμού. Επίσης η τιμή 0.999 ή

¹⁰ Το μοντέλο αυτό βασίζεται στο μοντέλο του Merton (1974) και χρησιμοποιείται μόνο για τον υπολογισμό των μη πιθανών απωλειών που δύναται να προκύψουν από τη χορήγηση επιχειρηματικών δανείων. Για άλλες μορφές δανείων, ο υπολογισμός των απωλειών αυτών πραγματοποιείται με διαφορετικές διαδικασίες (βλ. BCBS, 2001).

¹¹ Εξάγει την τιμή x για την οποία με δεδομένη πιθανότητα z , μια τυχαία μεταβλητή είναι \leq από την τιμή αυτή.

εναλλακτικά επίπεδο εμπιστοσύνης, σημαίνει ότι η επιχείρηση ενδέχεται στο μέλλον να υποστεί απώλειες που ξεπερνάνε το συνολικό της κεφάλαιο με πιθανότητα 0.1%.

Ο όρος R παρέχει το βαθμό «εξάρτησης» μιας επιχείρησης από την κατάσταση της οικονομίας. Ουσιαστικά αποτυπώνει το συστηματικό κίνδυνο και υπολογίζεται βάσει των Σχέσεων 4 και 5, οι οποίες έχουν καθοριστεί από την Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας βάσει δύο διαπιστώσεων (BCBS, 2005).

1. Ο βαθμός συσχέτισης μειώνεται όσο αυξάνεται η πιθανότητα αθέτησης. Δηλαδή όσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα αθέτησης μια επιχείρησης, τόσο μεγαλύτερος είναι και ο μη-συστηματικός της κίνδυνος.
2. Ο βαθμός συσχέτισης αυξάνεται όσο αυξάνεται και το οικονομικό μέγεθος της επιχείρησης. Δηλαδή όσο μεγαλύτερη οικονομικά είναι μια επιχείρηση, τόσο μεγαλύτερη είναι και η εξάρτηση της από την πορεία της οικονομίας.

$$Correlation(R) = 0.12 \cdot \frac{1 - e^{-50 \cdot PD}}{1 - e^{-50}} + 0.24 \cdot \left(1 - \frac{1 - e^{-50 \cdot PD}}{1 - e^{-50}} \right) - SA \quad [4]$$

$$\text{Όπου } SA(\text{Size Adjustment}) = \begin{cases} 0.04 & \alpha \nu \ S \leq 5 \\ 0.04 \cdot \left(1 - \frac{S - 5}{45} \right) & \alpha \nu \ 5 \leq S < 50 \\ 0 & \alpha \nu \ 50 \leq S \end{cases} \quad [5]$$

και S οι ετήσιες πωλήσεις της εξεταζόμενης επιχείρησης.

Είναι γενικά αποδεκτό ότι όσο μεγαλύτερη είναι η διάρκεια ενός δανείου τόσο μεγαλύτερος είναι και ο κίνδυνος που το χαρακτηρίζει (*maturity risk*). Επίσης, μια επιχείρηση με χαμηλή πιθανότητα αθέτησης είναι πιο πιθανό να μετακινηθεί σε μια κατηγορία υψηλότερου κινδύνου από ότι μια επιχείρηση με υψηλή πιθανότητα αθέτησης (*migration effect*). Λαμβάνοντας υπόψη τις δύο αυτές θεωρήσεις, η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας προτείνει τον υπολογισμό του όρου M βάσει της σχέσης που ακολουθεί, η οποία είναι συνάρτηση της διάρκειας του δανείου και της πιθανότητας αθέτησης του δανειζόμενου.

$$M = \frac{1 + (M - 2.5) \cdot b(PD)}{1 - 1.5 \cdot b(PD)} \quad [6]$$

$$\text{Όπου } b(PD) = (0.11852 - 0.05478 \cdot \log(PD))^2 \quad [7]$$

Εν τέλει, οι ελάχιστες κεφαλαιακές απαιτήσεις (ΕΚΑ) για κάθε χορηγούμενο δάνειο υπολογίζονται από τη σχέση¹²:

$$ΕΚΑ = RWA (Risk Weighted Assets) \cdot 8\% = (12.5 \cdot K \cdot EAD) \cdot 8\% \quad [8]$$

ενώ οι ελάχιστες κεφαλαιακές απαιτήσεις για το σύνολο του πιστωτικού χαρτοφυλακίου, είναι το άθροισμα των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων του κάθε δανείου. Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί ότι ανάλογα με τις εγγυήσεις (*collateral haircuts*) που έχουν δοθεί για κάθε δάνειο, το ποσό των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων μειώνεται¹³. Επίσης, επειδή συνήθως τα πιστωτικά χαρτοφυλάκια των τραπεζών δεν είναι πλήρως διαφοροποιημένα, η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας προτείνει μια μεθοδολογία ενσωμάτωσης των επιπλέον κεφαλαιακών απαιτήσεων (*granularity adjustments*). Οι επιπλέον αυτές απώλειες δημιουργούνται επειδή στην πραγματικότητα δεν δύναται να εξαλειφθεί πλήρως ο μη-συστηματικός κίνδυνος κάθε στοιχείου του χαρτοφυλακίου¹⁴.

Από την ανάλυση που προηγήθηκε γίνεται κατανοητό ότι οι παράμετροι *PD*, *EAD* και *LGD* παίζουν καθοριστικό ρόλο στον υπολογισμό των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων. Για την ανάπτυξη συστημάτων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου που βασίζονται στην προσέγγιση των εσωτερικών αξιολογήσεων υπάρχουν δύο εναλλακτικές, η θεμελιώδης (*standardized approach*) και η εξελιγμένη (*advanced approach*). Και για τις δύο εναλλακτικές ο υπολογισμός της παραμέτρου *PD* πραγματοποιείται από το εκάστοτε τραπεζικό ίδρυμα, όπως αναλύθηκε στην παράγραφο 1.3. Αναφορικά όμως με τις τιμές των παραμέτρων *EAD* και *LGD*, αν χρησιμοποιείται η θεμελιώδης προσέγγιση αυτές καθορίζονται από τις διατάξεις της Επιτροπής Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας ενώ αν χρησιμοποιείτε η εξελιγμένη, αυτές καθορίζονται από τις ίδιες τις τράπεζες βάσει εμπειρικών διαπιστώσεων, με την προϋπόθεση ότι πληρούνται κάποιες προδιαγραφές που έχουν καθοριστεί από την Επιτροπή (BCBS, 2001).

Ο μη τυποποιημένος καθορισμός των παραμέτρων *EAD* και *LGD* επιτρέπει σε ένα πιστωτικό ίδρυμα να ενσωματώσει στο μοντέλο που αναπτύσσει τα πρότυπα του τραπεζικού συστήματος και του νομικού πλαισίου της χώρας εντός της οποίας δραστηριοποιείται. Επίσης, επιτρέπει την ενσωμάτωση υποκειμενικών πληροφοριών όπως της πολιτικής του ιδρύματος περί δανειοδοτήσεων, τους εσωτερικούς του

¹² Το 8% είναι το ελάχιστο ποσοστό των εκτιμώμενων απωλειών RWA, το οποίο οφείλει να διατηρεί ένα πιστωτικό ίδρυμα ως ασφάλεια έναντι των απωλειών αυτών (*capital ratio*). Έχει οριστεί από την Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας.

¹³ Λόγω των διαφόρων μορφών εγγυήσεων που μπορούν να δοθούν, δεν κρίνεται σκόπιμο να αναλυθεί η διαδικασία μέσω της οποίας μειώνονται οι ελάχιστες κεφαλαιακές απαιτήσεις. Για περαιτέρω πληροφορίες βλ. BCBS, 2001.

¹⁴ Για τη διαδικασία υπολογισμού των απωλειών αυτών βλ. BCBS, 2001.

κανόνες για τον ορισμό της ασυνέπειας καθώς και την πολιτική-διαδικασίες που ακολουθεί για την ανάκτηση των απολεσθέντων κεφαλαίων (BCBS, 2001). Για τους παραπάνω λόγους, η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας θεωρεί ότι μέσω της εξελιγμένης προσεγγίσεως το εκάστοτε πιστωτικό ίδρυμα είναι σε θέση να εκτιμά και να διαχειρίζεται τον πιστωτικό κίνδυνο πιο αποτελεσματικά.

Αναφορικά με την πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων που χαρακτηρίζει κάθε δανειοδοτηθείσα επιχείρηση ή εναλλακτικά κάθε κατηγορία κινδύνου, η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας προτείνει στο τέλος κάθε χρόνου τον επαναπροσδιορισμό της. Η δανειοδότηση είναι μια δυναμική διαδικασία κατά τη διάρκεια της οποίας κάποιες καταστάσεις δύναται να μεταβάλλουν την πιστοληπτική ικανότητα της εκάστοτε επιχείρησης. Μέσω της διαδικασίας αυτής λοιπόν, πρώτον επαναπροσδιορίζεται ο κίνδυνος που διέπει την εκάστοτε δανειοδότηση και δεύτερον η ζημία που ενδέχεται να επιφέρει.

Επίσης, πρέπει να αναφερθεί ότι κατά την Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας ασυνεπής χαρακτηρίζεται μια εταιρεία αν συντρέχουν ένας ή περισσότεροι από τους παρακάτω λόγους:

1. Η επιχείρηση αδυνατεί να εκπληρώσει ένα μέρος ή το σύνολο των υποχρεώσεων που αναλαμβάνει λόγω του δανεισμού της.
2. Η επιχείρηση καθυστερήσει την αποπληρωμή κάποιας υποχρέωσης για χρονικό διάστημα μεγαλύτερο των τριών μηνών.
3. Η επιχείρηση χαρακτηριστεί από αρμόδια όργανα ή αρχές ως ασυνεπής προς τους πιστωτές της.

Επομένως, μπορεί μια εταιρία να δανειοδοτηθεί από την τράπεζα αλλά στην πορεία να αποδειχθεί ασυνεπής, οπότε αυτομάτως καταχωρείται στην κατηγορία των ασυνεπών επιχειρήσεων και προσδιορίζονται οι απώλειες που επιφέρει στο τραπεζικό ίδρυμα η μη τήρηση των υποχρεώσεών της.

1.6 Προδιαγραφές ενός αποτελεσματικού συστήματος

Βάσει των διατάξεων της Επιτροπής Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας (BCBS, 2001), ένα αποτελεσματικό σύστημα πρέπει να πληρεί ορισμένες προδιαγραφές, οι οποίες αναλύονται στη συνέχεια.

1. Ουσιώδης διαφοροποίηση του πιστωτικού κινδύνου: οι κατηγορίες του συστήματος πρέπει να ορίζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να επιτυγχάνεται η καλύτερη δυνατή διάκριση των επιμέρους επιπέδων του πιστωτικού κινδύνου. Δηλαδή, οι δανειολήπτες που έχουν κοινά χαρακτηριστικά πρέπει να εντάσσονται στην ίδια κατηγορία. Επίσης, η Επιτροπή τονίζει ότι οι ενδεχόμενες απώλειες πρέπει να κατανέμονται «ομαλά» εντός των κατηγοριών. Δηλαδή οι ενδεχόμενες απώλειες κάθε κατηγορίας, οι οποίες υπολογίζονται βάσει των δανειοληπτών που εντάσσονται στην κατηγορία αυτή, δεν πρέπει να ξεπερνούν το 30% των συνολικών ενδεχόμενων απωλειών.

2. Συνεχής αξιολόγηση των δανειοδοτηθέντων επιχειρήσεων: οι επιχειρήσεις που ανήκουν στο πιστωτικό χαρτοφυλάκιο της τράπεζας πρέπει να αξιολογούνται σε ετήσια βάση. Οι τράπεζες οφείλουν να συλλέγουν, να αξιολογούν και να αναλύουν νέες πληροφορίες σχετικά με την πορεία των δανειοδοτηθέντων επιχειρήσεων.

3. Συνεχής παρακολούθηση του συστήματος: ένα σύστημα πρέπει να παρακολουθείται συνεχώς όσον αφορά την ορθότητα των αποτελεσμάτων του. Η συνεργασία όλων των εμπλεκόμενων, δηλαδή των πιστωτικών αναλυτών, των κατασκευαστών και των ελεγκτών του συστήματος, θεωρείται επιβεβλημένη για τη διατήρηση της ευστάθειας και της αποτελεσματικότητάς του. Αν κατά τη διάρκεια της δανειοδότησης μιας επιχείρησης, παρατηρηθεί σημαντική απόκλιση μεταξύ της πραγματικής και της εκτιμώμενης πιστοληπτικής ικανότητάς της, πρέπει να εξεταστεί λεπτομερώς αν όντως μεταβλήθηκε η οικονομική κατάσταση της επιχείρησης ή το σύστημα προέβη σε λανθασμένη εκτίμηση.

4. Ορθή επιλογή των κριτηρίων αξιολόγησης των επιχειρήσεων: η τράπεζα πρέπει να τεκμηριώσει στην αρμόδια ελεγκτική αρχή ότι τα κριτήρια που χρησιμοποιεί προκειμένου να αξιολογεί τις επιχειρήσεις δύναται να παράσχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα της οικονομικής τους κατάστασης και να οδηγήσουν σε μια σωστή εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου που τις χαρακτηρίζει. Κατά τη διαδικασία αξιολόγησης μια επιχείρηση κρίνεται για τις μελλοντικές τις επιδόσεις, βάσει τωρινών πληροφοριών. Για το λόγο αυτό, ορισμένα κριτήρια αξιολόγησης πρέπει να αφορούν τις προοπτικές εξέλιξης της εκάστοτε επιχείρησης, λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά του κλάδου δραστηριοποίησής της.

5. Συλλογή αντιπροσωπευτικών δεδομένων: η βάση δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη και τον έλεγχο του συστήματος πρέπει να είναι αρκετά μεγάλη. Για κάθε επιχείρηση πρέπει να περιέχει ιστορικά στοιχεία σχετικά με τη μεταβολή της πιστοληπτικής της ικανότητας, παλαιότερες εκτιμήσεις της πιθανότητας ασυνέπειας της, πληροφορίες για καθυστερήσεις οφειλών της, τις επιδόσεις της σε ορισμένα χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά κ.ά. Μια αντιπροσωπευτική βάση δεδομένων καθιστά ικανή μια τράπεζα να προβεί στην ανάπτυξη ενός αποτελεσματικού συστήματος και να εντοπίσει τους παράγοντες εκείνους που «ερμηνεύουν» αποτελεσματικά τον πιστωτικό κίνδυνο.

6. Ορθός έλεγχος του συστήματος: οι τράπεζες πρέπει μέσω κατάλληλων διαδικασιών να ελέγχουν λεπτομερώς τα συστήματά τους. Επίσης, οφείλουν να είναι σε θέση να αποδεικνύουν στην αρμόδια ελεγκτική αρχή την επάρκεια των ελέγχων αυτών.

1.7 Είδη συστημάτων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Τα συστήματα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου διαχωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- σε αυτά που αναπτύσσει και χρησιμοποιεί ένας τραπεζικός οργανισμός και ονομάζονται εσωτερικά συστήματα αξιολόγησης (*internal rating systems*).
- και στα εξωτερικά συστήματα (*external rating systems*) τα οποία έχουν αναπτύξει διεθνείς οργανισμοί αξιολόγησης επιχειρήσεων.

Τα εξωτερικά συστήματα αναπτύχθηκαν αρχικά για την αξιολόγηση κρατικών και επιχειρηματικών ομολόγων. Η αγορά ενός ομολόγου είναι μια παρόμοια διαδικασία με αυτή της χορήγησης ενός επιχειρηματικού δανείου. Και στις δύο περιπτώσεις χορηγείται ένα χρηματικό ποσό στην επιχείρηση. Με την είσπραξη του ποσού αυτού αυτομάτως η επιχείρηση αναλαμβάνει κάποιες υποχρεώσεις.

Οι πιο γνωστοί οίκοι αξιολόγησης είναι οι Moody's και οι Standard & Poor's. Αξιολογώντας μια επιχείρηση, την κατατάσσουν σε μια από τις προκαθορισμένες κατηγορίες των συστημάτων τους (Πίνακας 1.2) και καθορίζεται η πιθανότητα ασυνέπειας της.

ΠΙΝΑΚΑΣ 2.1:**Κατηγορίες αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου των Moody's και Standard & Poor's**

	Moody's		Standard & Poor's	
	Κατηγορίες	Υποκατηγορίες	Κατηγορίες	Υποκατηγορίες
Κατηγορίες Χαμηλού Κινδύνου	Aaa		AAA	
	Aa	Aa1, Aa2, Aa3	AA	AA+, AA, AA-
	A	A1, A2, A3	A	A+, A, A-
	Baa	Baa1, Baa2, Baa3	BBB	BBB+, BBB, BBB-
Κατηγορίες Υψηλού Κινδύνου	Ba	Ba1, Ba2, Ba3	BB	BB+, BB, BB-
	B	B1, B2, B3	B	B+, B, B-
	Caa,Ca,C		CCC, CC, C	
	Αποτυχία		D	

Πηγή: Treacy και Carey, 2000

Η ειδοποιός διαφορά μεταξύ των εσωτερικών και εξωτερικών συστημάτων αξιολόγησης έγκειται στο γεγονός ότι στα εξωτερικά συστήματα ο οργανισμός που αξιολογεί μια επενδυτική απόφαση διατηρεί ίσες αποστάσεις ανάμεσα στο δανειζόμενο και στο δανειστή (Treacy και Carey, 2000). Οι τράπεζες όμως κατασκευάζουν συστήματα πιο υποκειμενικά, προς την κατεύθυνση της υποστήριξης των δικών τους συμφερόντων και αναγκών. Για παράδειγμα, επιλέγουν αυτές τα κριτήρια με τα οποία θα κρίνουν την κάθε επιχείρηση. Μια ακόμη διαφορά αποτελεί το γεγονός ότι οι οργανισμοί που κάνουν αξιολογήσεις μπορεί να αποκαλύπτουν τα κριτήρια και το αποτέλεσμα της αξιολόγησης, αλλά δεν αποκαλύπτουν όλη τη διαδικασία. Οι τράπεζες όμως γνωρίζουν λεπτομερώς τη διαδικασία που ακολουθήθηκε, αφού αυτές ανέπτυξαν ή συνέβαλαν στην ανάπτυξη του συστήματος αξιολόγησης, επομένως είναι σε θέση να υποστηρίξουν μια επικείμενη απόφαση πιο ολοκληρωμένα και πιο ουσιαστικά.

Όπως προαναφέρθηκε, συνήθως οι εξωτερικοί οργανισμοί αξιολογούν επιχειρήσεις υψηλής οικονομικής εμβέλειας για τις οποίες υπάρχει η δυνατότητα να βρεθούν επαρκής πληροφορίες. Για την αξιολόγηση επιχειρήσεων του ιδιωτικού τομέα ή της μεσαίας αγοράς, οι οργανισμοί αυτοί έχουν αναπτύξει συστήματα που βασίζονται σε ποσοτικά μοντέλα αξιολόγησης. Τα πιο γνωστά από αυτά είναι μια σειρά μοντέλων που ονομάζονται *RiskCalc* τα οποία έχουν αναπτυχθεί από την Moody's και το *CreditModel* που έχει αναπτυχθεί από την Standard & Poor's.

Τα μοντέλα της σειράς RiskCalc χρησιμοποιούν ως μέθοδο ταξινόμησης το κανονικό ή το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας (*probit/logit model*) ενώ το Credit Model χρησιμοποιεί ως μέθοδο ταξινόμησης τα *Proximal Support Vector Machines*. Και τα δύο συστήματα χρησιμοποιούν ως βάση δεδομένων στοιχεία για χιλιάδες επιχειρήσεις από διάφορες χώρες και κατατάσσουν τις επιχειρήσεις σε δεκαεννέα κατηγορίες¹⁵.

Ένα άλλο μοντέλο, είναι το *Private Firm Model* το οποίο έχει αναπτυχθεί από την KMV και ανήκει στην κατηγορία των μοντέλων αγοράς τα οποία αναλύονται στη συνέχεια. Το μοντέλο αυτό αξιολογεί την εκάστοτε επιχείρηση βάσει κάποιων οικονομικών της μεγεθών. Βάσει των μεγεθών αυτών υπολογίζεται η απόσταση της επιχείρησης από την ασυνέπεια (*Distance to Default*) και εν συνεχεία η αναμενόμενη συχνότητα ασυνέπειας της (*Expected Default Frequency*), που στην ουσία αποτελεί την πιθανότητα ασυνέπειας της επιχείρησης αυτής. Μια επιχείρηση θα έχει την ίδια αναμενόμενη συχνότητα ασυνέπειας με τις επιχειρήσεις της βάσης δεδομένων, οι οποίες έχουν την ίδια απόσταση από την ασυνέπεια με την επιχείρηση αυτή. Το μοντέλο αυτό ουσιαστικά αξιολογεί μια επιχείρηση λαμβάνοντας υπόψη του κυρίως τη σχέση της επιχείρησης αυτής με την ευρύτερη αγορά¹⁶.

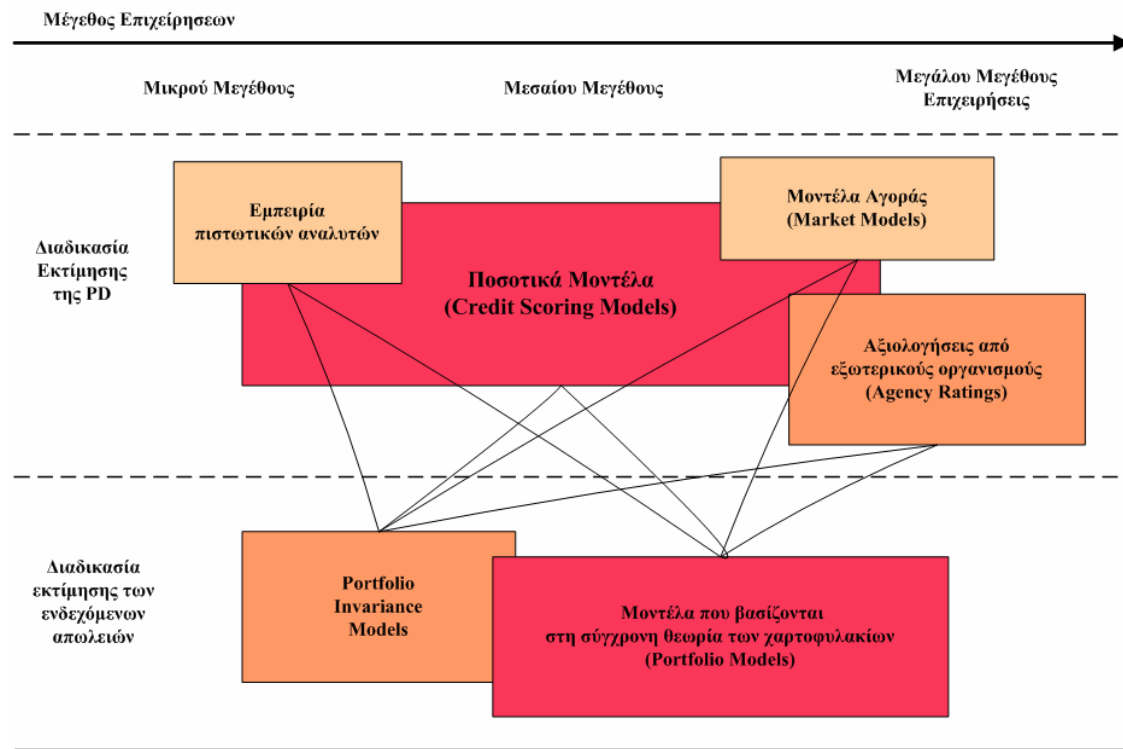
Η τελευταία έκδοση του RiskCalc, v3.1, έχει αναπτυχθεί από την Moody's και την KMV και βασίζεται σε μια παλαιότερη έκδοση του RiskCalc και στο προαναφερθέν μοντέλο της KMV. Από τα προλεγόμενα, γίνεται κατανοητό ότι το μοντέλο αυτό παρέχει μια εκτίμηση της πιστοληπτικής ικανότητας της επιχείρησης που αξιολογεί, υπό ένα ενοποιημένο πλαίσιο.

Τα προαναφερθέντα μοντέλα εκτιμούν την πιθανότητα ασυνέπειας μιας επιχείρησης. Οι εξωτερικοί οργανισμοί έχουν αναπτύξει και συστήματα εκτίμησης των ενδεχόμενων απωλειών από τη χορήγηση ενός επιχειρηματικού δανείου. Τα συστήματα αυτά βασίζονται στη σύγχρονη θεωρία των χαρτοφυλακίων (*modern portfolio theory*). Δηλαδή εξετάζουν τις απώλειες ενός δανείου σε σχέση με το επίπεδο της διαφοροποίησης του χαρτοφυλακίου και με το επίπεδο του κινδύνου συγκέντρωσης του (*concentration risk*). Ως κίνδυνος συγκέντρωσης ορίζεται ο επιπλέον κίνδυνος ενός χαρτοφυλακίου που απορρέει από την υψηλή δανειοδότηση μιας επιχείρησης ή από τη δανειοδότηση ομοειδών επιχειρήσεων. Τα πιο γνωστά από τα συστήματα αυτά είναι το *CreditMetrics* της J.P.Morgan και το *KMV Portfolio Manager Model* της KMV.

¹⁵ Ανάλογα με τη χώρα που εφαρμόζεται το μοντέλο υπάρχει η δυνατότητα ανάπτυξης του μέσω μιας βάσης δεδομένων που να ενσωματώνει τα οικονομικά δεδομένα της χώρας αυτής.

¹⁶ Εν αντιθέσει, τα ποσοτικά μοντέλα παρέχουν μια εκτίμηση βασισμένα κυρίως σε πληροφορίες που αφορούν τη συγκεκριμένη επιχείρηση που αξιολογούν (*idiosyncratic information*).

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζονται οι διαδικασίες που μπορεί να υιοθετηθούν από ένα τραπεζικό ίδρυμα για τον προσδιορισμό της πιθανότητας ασυνέπειας μιας επιχείρησης και των απωλειών που ενδέχεται να επιφέρει η δανειοδότηση της επιχείρησης αυτής. Συγκεκριμένα, παρουσιάζεται ποια διαδικασία πρέπει να προτιμάται αναλόγως με το μέγεθος της επιχείρησης που αξιολογείται.



Σχήμα 1.4: Διαδικασίες εκτίμησης της πιθανότητας ασυνέπειας και των ενδεχόμενων απωλειών

Τα μοντέλα αγοράς, τα οποία αναφέρονται στο παραπάνω σχήμα, βασίζονται στη θεωρία της αποτίμησης των δικαιωμάτων προαίρεσης (*option pricing theory*), οι βάσεις της οποίας τέθηκαν από τις πρωτοποριακές έρευνες των Merton (1974) και των Black και Scholes (1973).

Κατά τα μοντέλα αγοράς, η ενδεχόμενη ασυνέπεια μιας επιχείρησης καθορίζεται βάσει κάποιων οικονομικών της στοιχείων. Συγκεκριμένα από την αξία των στοιχείων του ενεργητικού της (*market value of assets*) και τις υποχρεώσεις της (*liabilities*). Επειδή η αγοραία αξία των στοιχείων του ενεργητικού της εκάστοτε επιχείρησης είναι εξαιρετικά δύσκολο να καθορισθεί, συνήθως εκφράζεται συναρτήσει της χρηματιστηριακής αξίας της επιχείρησης (*equity*). Επιπροσθέτως, ως υποχρέωση ορίζεται το χρέος (*debt*) της επιχείρησης προς τον χρηματοπιστωτικό οργανισμό, δηλαδή το ύψος του δανείου που έχει λάβει.

Εκτός από τον καθορισμό των προαναφερθέντων στοιχείων, βασική παράμετρος των μοντέλων αγοράς είναι και ο υπολογισμός της διακύμανσης της αγοραίας αξίας της επιχείρησης (*asset volatility*), η οποία ενσωματώνεται στο μοντέλο ως μέτρο κινδύνου.

Στα πλαίσια της θεωρίας της αποτίμησης δικαιωμάτων προαίρεσης, η αξία της επιχείρησης θεωρείται ως ένα δικαίωμα αγοράς (*call option*) ενώ το χρέος της επιχείρησης αποτελεί την τιμή εξάσκησης του δικαιώματος αυτού (*strike ή exercise price*). Αν το χρέος της επιχείρησης, σε μια δεδομένη χρονική στιγμή, είναι μεγαλύτερο από την αγοραία της αξία, τότε η επιχείρηση δεν θα μπορέσει να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις της και θα θεωρηθεί ασυνεπής. Στην αντίθετη περίπτωση, η επιχείρηση δύναται να αποπληρώσει το δάνειο.

Βασιζόμενα στη παραπάνω θεώρηση, τα μοντέλα αγοράς μέσω μαθηματικών διατυπώσεων δύναται να εκτιμήσουν την πιθανότητα ασυνέπειας της εκάστοτε δανειοδοτηθείσας επιχείρησης καθώς και το ύψος του χορηγούμενου κεφαλαίου που βρίσκεται σε κίνδυνο.

1.8 Χρησιμότητα των συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου

Η ανάπτυξη και εφαρμογή των συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου παρέχει σημαντικά οφέλη στους χρηματοπιστωτικούς οργανισμούς:

- ✓ Αποτελούν σημαντικό εργαλείο για την απόφαση της δανειοδότησης ή μη κάποιας επιχείρησης.
- ✓ Περιορίζουν την υποκειμενικότητα των πιστωτικών αναλυτών του τραπεζικού ιδρύματος, με αποτέλεσμα την αποφυγή λανθασμένων αποφάσεων.
- ✓ Αποτυπώνουν την πιστωτική πολιτική (*credit culture*) του εκάστοτε ιδρύματος (Treacy και Carey, 2000).
- ✓ Μέσω των συστημάτων αυτών το πιστωτικό ίδρυμα μπορεί να γνωρίζει, ανά πάσα στιγμή, τις απώλειες που ενδέχεται να έχει. Επομένως μπορεί να προβεί σε αποτελεσματικές ενέργειες για την κάλυψη των απωλειών αυτών.
- ✓ Εισάγουν μια κοινή βάση για την αξιολόγηση όλων των δανειοδοτήσεων. Οι αιτήσεις πολλές φορές αξιολογούνται σε περιφερειακό και όχι σε κεντρικό επίπεδο, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις όπου το ύψος του δανείου είναι περιορισμένο (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001).
- ✓ Περιορίζουν το χρόνο και το κόστος αξιολόγησης των επιχειρήσεων. Οι πιστωτικοί αναλυτές πραγματοποιούν διεξοδικές διερευνήσεις αιτήσεων χρηματοδότησης μόνο σε εξεζητημένες περιπτώσεις.

- ✓ Βοηθούν στον καθορισμό του χρηματικού ύψους και του είδους του χορηγούμενου δανείου, σε συνάρτηση πάντα με τις απώλειες που ενδέχεται να επιφέρει.

Συνοψίζοντας, τα συστήματα αυτά συμβάλλουν στην αύξηση της αποδοτικότητας των τραπεζών. Μέσω αυτών, ο εκάστοτε χρηματοπιστωτικός οργανισμός είναι σε θέση να παρακολουθεί την πορεία του πιστωτικού του χαρτοφυλακίου και να επαναπροσδιορίζει την πιστωτική του πολιτική με ότι αυτό συνεπάγεται.

2. Σχεδιασμός και Υλοποίηση του Πειράματος

Όπως προαναφέρθηκε, η ανάπτυξη ενός συστήματος εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου είναι μια πολύπλοκη διαδικασία, κατά την οποία εγείρονται σημαντικά ερωτήματα. Σκοπός λοιπόν του πειράματος που πραγματοποιήθηκε και παρουσιάζεται στο κεφάλαιο αυτό, είναι η εύρεση απαντήσεων στα καίρια αυτά ερωτήματα, μέσω της ενδελεχούς διερεύνησης όλων των πτυχών της διαδικασίας ανάπτυξης ενός συστήματος.

Στο κεφάλαιο αυτό αρχικά γίνεται μια αναφορά σε παλαιότερες έρευνες που σχετίζονται με την ανάπτυξη μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Εν συνεχεία, παρουσιάζονται οι μεθοδολογικές προσεγγίσεις και τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την περάτωση της παρούσας μελέτης. Τέλος, αναλύεται λεπτομερώς ο σχεδιασμός και η διαδικασία υλοποίησης της παρούσας έρευνας.

2.1 Βιβλιογραφική επισκόπηση

Το πρόβλημα της εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου των επιχειρήσεων ή των ιδιωτών, ανάγεται ουσιαστικά σε ένα πρόβλημα ταξινόμησής τους βάσει του κινδύνου που τις/τους χαρακτηρίζει. Γίνεται λοιπόν αντιληπτό, ότι η τεχνική ταξινόμησης που θα επιλεγεί και εν τέλει θα χρησιμοποιηθεί, αποτελεί το κύριο στοιχείο ενός συστήματος εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου.

Οι μεθοδολογικές προσεγγίσεις που έχουν κατά καιρούς προταθεί για την ανάπτυξη υποδειγμάτων ταξινόμησης μπορούν να διακριθούν σε δύο βασικές κατηγορίες:

- Στις στατιστικές και οικονομετρικές τεχνικές, οι οποίες αποτελούν τον «παραδοσιακό» τρόπο αντιμετώπισης του προβλήματος της ταξινόμησης.
- Στις μη παραμετρικές προσεγγίσεις, οι οποίες έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια και έχουν προταθεί ως καινοτόμες και πιο αποτελεσματικές.

Πολλές έρευνες λοιπόν σχετίζονται με τη σύγκριση ορισμένων εναλλακτικών μεθοδολογικών προσεγγίσεων, οι οποίες είναι ευρείας αποδοχής και χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Στις περισσότερες όμως από τις έρευνες αυτές, συγκρίνεται ένας περιορισμένος

αριθμός μεθοδολογιών, χρησιμοποιώντας μια μικρή βάση δεδομένων, με αποτέλεσμα την εξαγωγή αντικρουόμενων συμπερασμάτων.

Για παράδειγμα, στην έρευνα που πραγματοποίησε ο West (2000), σχετικά με την ανάπτυξη μοντέλων εκτίμησης της πιστοληπτικής ικανότητας κατόχων πιστωτικών καρτών, τα νευρωνικά δίκτυα και η λογιστική παλινδρόμηση παρείχαν καλύτερα αποτελέσματα από τη διακριτική ανάλυση, τους K-πλησιέστερους γείτονες και τα δένδρα ταξινόμησης. Οι Ong et. al. (2005), χρησιμοποιώντας όμως την ίδια βάση δεδομένων και συγκρίνοντας τη λογιστική παλινδρόμηση, τα δένδρα ταξινόμησης, τα νευρωνικά δίκτυα, τα προσεγγιστικά σύνολα και τους γενετικούς αλγορίθμους, καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η χρησιμοποίηση της τελευταίας μεθοδολογίας για την εξαγωγή κανόνων απόφασης, αποτελεί μια αποτελεσματική προσέγγιση η οποία παρέχει ορισμένα πλεονεκτήματα.

Έρευνες κατά τις οποίες συγκρίνεται ένα επαρκές πλήθος μεθοδολογιών χρησιμοποιώντας μεγάλες βάσεις δεδομένων, είναι αυτές των Liu (2002) και των Baesens et. al. (2003). Στην πρώτη, τα δένδρα ταξινόμησης παρείχαν καλύτερα αποτελέσματα συγκρινόμενα με άλλες τέσσερις μεθοδολογίες, ενώ στη δεύτερη τα Least Square Support Vector Machines και τα νευρωνικά δίκτυα διαφαίνεται να παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα (βλ. Πίνακα 2.1). Όμως οι έρευνες αυτές δεν σχετίζονται με την ανάπτυξη συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου των επιχειρήσεων, όπως η έρευνα των Huang et. al. (2004), στην οποία όμως η βάση δεδομένων που χρησιμοποιείται είναι αρκετά περιορισμένη.

Εκτός από την πραγματοποίηση συγκριτικών ερευνών, πολλοί ερευνητές έχουν στρέψει το ενδιαφέρον τους και στην εξέταση ορισμένων παραγόντων που δύναται να επηρεάσουν την αποτελεσματικότητά των αναπτυσσόμενων μοντέλων. Για παράδειγμα, στην έρευνα των Fritz και Hosemann (2000) εξετάζεται το κατά πόσον η εξαίρεση των μη σημαντικών μεταβλητών δύναται να επιφέρει βελτίωση στα ήδη ανεπτυγμένα μοντέλα. Οι συγγραφείς καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η ανάπτυξη διαδικασιών επιλογής των σημαντικότερων μεταβλητών, οι οποίες βασίζονται στη μέθοδο που χρησιμοποιείται, χρήζει περαιτέρω ερευνητικού ενδιαφέροντος διότι οι διαδικασίες αυτές διαφαίνεται να παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα.

Μια άλλη έρευνα που εξετάζει κατά πόσον η εξαίρεση των μη σημαντικών μεταβλητών δύναται να βελτιώσει την προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων, είναι και αυτή των Liu και Schumann (2005). Εφαρμόζοντας τέσσερις διαδικασίες επιλογής μεταβλητών, οι συγγραφείς παρατηρούν βελτίωση μόνο στο μοντέλο που αναπτύχθηκε βάσει των K-πλησιέστερων γειτόνων. Η αιτιολόγηση της προαναφερθείσας παρατήρησης έχει άμεση σχέση με τον τρόπο με τον οποίο

αναπτύσσεται ένα υπόδειγμα ταξινόμησης χρησιμοποιώντας τις υπόλοιπες μεθόδους, οι οποίες ουσιαστικά ενσωματώνουν μια διαδικασία επιλογής μεταβλητών. Δηλαδή, τα δένδρα ταξινόμησης επιλέγουν τις πιο σημαντικές μεταβλητές κατά την κατασκευή τους, ενώ τα νευρωνικά δίκτυα και η λογιστική παλινδρόμηση αποδίδουν μικρά βάρη στις μη σημαντικές μεταβλητές.

Επίσης, στην έρευνα των Desai et. al. (1996) συγκρίνονται τρεις μεθοδολογίες για την ανάπτυξη μοντέλων εκτίμησης της πιστοληπτικής ικανότητας ιδιωτών (βλ. Πίνακα 2.1) και εξετάζεται κατά πόσον είναι προτιμότερο να αναπτύσσονται διαφορετικά μοντέλα, ανάλογα με την επαγγελματική ιδιότητα του δανειζόμενου, ή η βάση δεδομένων να χρησιμοποιείται αυτούσια για την κατασκευή ενός μοντέλου. Στην πρώτη περίπτωση τα νευρωνικά δίκτυα παρείχαν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα από τις άλλες μεθόδους. Όταν όμως η βάση δεδομένων χρησιμοποιήθηκε αυτούσια, η αποτελεσματικότητα των μοντέλων μειώθηκε, με τα νευρωνικά δίκτυα όμως να παρουσιάζουν την μικρότερη απόκλιση.

Στον πίνακα που ακολουθεί συνοψίζονται τα βασικά χαρακτηριστικά των προαναφερθέντων ερευνών.

Πίνακας 2.1: Χαρακτηριστικά ερευνών*

Συγγραφείς	Εκτίμηση της πιστοληπτικής ικανότητας	Βάσεις δεδομένων	Παρατηρήσεις εντός των βάσεων δεδομένων	Αριθμός μεταβλητών	LDA	QDA	LOG	Probit	LP	K-NN	SVM's	LS-SVM's	CT	Rough Sets	ANN	GA
Desai et. al. (1996)	ιδιωτών	1	2000	18	✓		✓									✓
Liu και Schumann (2000)	πελατών εταιρίας εγγυήσεων	1	40000	72			✓			✓			✓		✓	
West (2000)	κατόχων πιστωτικών καρτών	2	1700	14/24	✓		✓			✓						✓
Fritz και Hosemann (2002)	επιχειρήσεων	1	3500	98	✓					✓			✓		✓	✓
Liu (2002)	πελατών εταιρίας εγγυήσεων	1	70000	15	✓		✓			✓			✓		✓	
Baesens et. al. (2003)	κατόχων πιστωτικών καρτών	8	25000	14/33	✓	✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓		✓	
Huang et. al. (2004)	επιχειρήσεων οι οποίες εκδίδουν ομόλογα	1	400	21			✓				✓				✓	
Ong et. al. (2005)	κατόχων πιστωτικών καρτών	2	1700	14/24			✓						✓	✓	✓	✓

* Γραμμική διακριτική ανάλυση (LDA), Τετραγωνική διακριτική ανάλυση (QDA), Λογιστική παλινδρόμηση (LOG), Κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (Probit), Γραμμικός προγραμματισμός (LP), K-πλησιέστεροι γείτονες (K-NN), Support vector machines (SVM's), Least square support vector machines (LS-SVM's), Προσεγγίσεις που εντάσσονται στην κατηγορία της μηχανικής μάθησης, δηλαδή δένδρα ταξινόμησης ή δένδρα αποφάσεων (CT), Προσεγγιστικά σύνολα (RS), Νευρωνικά δίκτυα (NN), Γενετικοί αλγόριθμοι (GA). Επειδή σε μερικές έρευνες χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές βάσεις δεδομένων, στη πέμπτη στήλη του πίνακα παρουσιάζεται ο ελάχιστος και ο μέγιστος αριθμός των μεταβλητών μεταξύ των βάσεων αυτών. Επίσης, ως εταιρία εγγυήσεων ορίζεται η εταιρία εκείνη η οποία παρέχει εγγυήσεις για το χρέος ενός ιδιώτη ή μιας επιχείρησης προς κάποιον τρίτο. Τέλος, με μπλε χρώμα συμβολίζονται οι μεθοδολογίες που παρείχαν τα καλύτερα αποτελέσματα στην εκάστοτε έρευνα.

2.2 Μέθοδοι ταξινόμησης

Στατιστικές και οικονομετρικές τεχνικές

Αντικείμενο της στατιστικής επιστήμης είναι η ανάλυση δειγμάτων με απώτερο σκοπό την εξαγωγή συμπερασμάτων επί του συνολικού πληθυσμού. Ως ένα τέτοιο πρόβλημα αντιμετωπίζεται και η ταξινόμηση (*classification*) στα πλαίσια της στατιστικής θεωρίας. Οι βάσεις των πολυδιάστατων στατιστικών μεθόδων ταξινόμησης τέθηκαν από τον Fischer, το 1936, ο οποίος ανέπτυξε τη γραμμική διακριτική ανάλυση (*linear discriminant analysis*). Μερικά χρόνια αργότερα, ο Smith (1947) επέκτεινε τη μεθοδολογία της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης και ανέπτυξε την τετραγωνική διακριτική ανάλυση (*quadratic discriminant analysis*) που θεωρήθηκε ως μια καταλληλότερη μορφή της γραμμικής. Η διακριτική ανάλυση, είτε στη γραμμική είτε στη τετραγωνική της μορφή, υπήρξε για δεκαετίες η πλέον διαδεδομένη μεθοδολογία για την ανάπτυξη υποδειγμάτων ταξινόμησης.

2.2.1 Γραμμική διακριτική ανάλυση

Χρησιμοποιώντας ως δείγμα εκμάθησης, ένα σύνολο επιχειρήσεων η ταξινόμηση των οποίων είναι γνωστή, κατά τη γραμμική διακριτική ανάλυση αναπτύσσεται ένας γραμμικός συνδυασμός των χαρακτηριστικών x_1, x_2, \dots, x_n των επιχειρήσεων της μορφής:

$$Z = w_0 + x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n \quad [9]$$

Όπου w_0 ένας σταθερός όρος και w_1, w_2, \dots, w_n οι συντελεστές των χαρακτηριστικών των επιχειρήσεων.

Η διακριτική ανάλυση βασίζεται κυρίως σε δύο υποθέσεις. Πρώτον, ότι οι επιδόσεις των αντικειμένων-επιχειρήσεων στα εξεταζόμενα χαρακτηριστικά ακολουθούν την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή και δεύτερον, ότι οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης των κατηγοριών είναι ίσοι. Βάσει των υποθέσεων αυτών, ο υπολογισμός του w_0 και των w_1, w_2, \dots, w_n στην περίπτωση των δύο κατηγοριών, πραγματοποιείται ως εξής:

$$w = \Sigma^{-1} \cdot [\mu_1 - \mu_2] \quad [10] \quad \text{και} \quad w_0 = -[\mu_1 + \mu_2]' \cdot w / 2 \quad [11]$$

Όπου μ_1 και μ_2 είναι τα διανύσματα των μέσων τιμών των χαρακτηριστικών για τις επιχειρήσεις της κατηγορίας 1 και 2 αντίστοιχα και Σ ο πίνακας διακύμανσης-συνδιακύμανσης μεταξύ των κατηγοριών.

Συγκρίνοντας το σκορ διάκρισης Z (*discriminant score*) που αποδίδεται στην εκάστοτε επιχείρηση με την τιμή διαχωρισμού των κατηγοριών, η επιχείρηση εντάσσεται σε κάποια από τις κατηγορίες. Για την εύρεση της «βέλτιστης» τιμής διαχωρισμού, οι εκ των προτέρων πιθανότητες μια επιχείρηση να ανήκει σε κάποια κατηγορία και τα κόστη εσφαλμένων ταξινομήσεων πρέπει να καθοριστούν. Πιο συγκεκριμένα μια επιχείρηση i θα ταξινομηθεί στην κατηγορία C_1 εάν:

$$Z_i \geq \ln \frac{K_{12}P_1}{K_{21}P_2} \quad [12]$$

Όπου: K_{12} είναι το κόστος εσφαλμένης ταξινόμησης μιας επιχείρησης, η οποία ενώ ανήκει στην κατηγορία C_1 εντάσσεται στην κατηγορία C_2 (αντίστοιχα ορίζεται και το κόστος K_{21}) και P_1, P_2 είναι η εκ των προτέρων πιθανότητες μια επιχείρηση να ανήκει στην κατηγορία C_1, C_2 αντίστοιχα. Επειδή όμως ο καθορισμός των δυο αυτών μεγεθών είναι ιδιαίτερα δύσκολος και υποκειμενικός, οι περισσότεροι ερευνητές θεωρούν ότι τα κόστη εσφαλμένων ταξινομήσεων είναι ίσα μεταξύ τους και ότι οι εκ των προτέρων πιθανότητες είναι ίδιες¹⁷.

Αναφορικά με την πρώτη από τις δύο υποθέσεις της διακριτικής ανάλυσης, είναι εξαιρετικά δύσκολο χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά να ακολουθούν την κανονική κατανομή. Έρευνες έχουν δείξει ότι ιδίως για τις ασυνεπείς επιχειρήσεις, η υπόθεση αυτή παραβιάζεται (Min και Lee, 2005). Για να ξεπεραστεί το πρόβλημα αυτό έχουν προταθεί από διάφορους ερευνητές κάποιες διαδικασίες κατάλληλου μετασχηματισμού των τιμών των χαρακτηριστικών, ούτως ώστε να επιτευχθεί η κανονικότητα (βλ. Balcaen και Ooghe, 2004). Επιπροσθέτως, η προαναφερθείσα υπόθεση παραβιάζεται όταν χρησιμοποιούνται δυαδικές μεταβλητές ή μεταβλητές που εκφράζονται σε μια ποιοτική κλίμακα.

Σχετικά με τη δεύτερη υπόθεση, σε περίπτωση μη ισότητας των πινάκων διακύμανσης-συνδιακύμανσης θεωρητικά προτείνεται η χρησιμοποίηση της τετραγωνικής διακριτικής ανάλυσης. Σε πρακτικό επίπεδο όμως, οι ερευνητές αποφεύγουν να χρησιμοποιούν την τετραγωνική διακριτική ανάλυση διότι είναι μια πιο περίπλοκη διαδικασία και παρέχει καλύτερα αποτελέσματα έναντι της γραμμικής

¹⁷ Βάσει των προαναφερθέντων θεωρήσεων η σχέση [12] δίνει $\ln 1=0$, άρα η τιμή διαχωρισμού των δύο κατηγοριών ισούται με το μηδέν. Άλλες προσεγγίσεις για την εύρεση της τιμής διαχωρισμού παρουσιάζονται στην εργασία των Balcaen και Ooghe (2004).

μόνο σε ελάχιστες περιπτώσεις (Lee et. al., 2002 και Balcaen και Ooghe, 2004).

Παρόλο λοιπόν που η διακριτική ανάλυση αποτελεί μια τις πιο διαδεδομένες τεχνικές ταξινόμησης, έχει δεχθεί έντονη κριτική κυρίως για τις δύο προαναφερθείσες υποθέσεις. Όμως ακόμη και όταν δεν πληρούνται οι παραπάνω στατιστικές ιδιότητες, το οποίο συμβαίνει στην πλειοψηφία των πρακτικών εφαρμογών, η διακριτική ανάλυση εξαγεί αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Από τα παραπάνω συμπεραίνεται ότι η διακριτική ανάλυση μπορεί να αποτελέσει μια αποτελεσματική μέθοδο ταξινόμησης, αφού όμως πρώτα ληφθούν υπόψη και ξεπεραστούν σημαντικά ζητήματα που αφορούν κυρίως τα δεδομένα του εκάστοτε προβλήματος. Για παράδειγμα, στην έρευνα που πραγματοποιήθηκε κάποιες διακριτές μεταβλητές που παρουσίασαν υψηλή συσχέτιση εξαιρέθηκαν από την ανάλυση και το σημείο διαχωρισμού των δύο κατηγοριών προσδιορίστηκε χρησιμοποιώντας την προσέγγιση *Kolmogorov-Smirnoff Distance* (βλ. Παράρτημα).

Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι πρώτος ο Altman, το 1968, χρησιμοποίησε τη διακριτική ανάλυση σε έρευνα του σχετικά με την πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων.

Τα προαναφερθέντα προβλήματα και οι περιορισμοί της διακριτικής ανάλυσης αποτέλεσαν το βασικό κίνητρο για την ανάπτυξη εναλλακτικών μεθοδολογιών ταξινόμησης, οι οποίες θα πλεονεκτούσαν έναντι αυτής, τόσο σε θεωρητικό επίπεδο όσο και στην αποτελεσματικότητα των αναπτυσσόμενων υποδειγμάτων. Οι εναλλακτικές μέθοδοι που προτάθηκαν ήταν το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (*linear probability model*), το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας (*logit analysis*) και το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (*probit analysis*). Επειδή στην παρούσα εργασία εφαρμόστηκε μόνο το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας, ακολουθεί ανάλυση μόνο της εν λόγω μεθόδου. Λεπτομερής ανάλυση και των τριών υποδειγμάτων πραγματοποιείται στο βιβλίο των Thomas et. al. (2002).

2.2.2 Λογιστική παλινδρόμηση

Η λογιστική παλινδρόμηση ή εναλλακτικά το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας, οδηγεί στην ανάπτυξη μιας μη γραμμικής συνάρτησης, βάσει της οποίας υπολογίζεται η πιθανότητα μια επιχείρηση να ανήκει σε κάποια από τις προκαθορισμένες κατηγορίες. Συγκεκριμένα, στο λογιστικό υπόδειγμα γίνεται χρήση της γνωστής λογιστικής συνάρτησης,

$$P_i = F(w_0 + wx_i) = \frac{1}{1 + e^{-w_0 - wx_i}} \quad [13]$$

Όπου, w_0 ένας σταθερός όρος, w το διάνυσμα των συντελεστών των μεταβλητών, x_i το διάνυσμα των χαρακτηριστικών της εκάστοτε επιχείρησης και P_i η πιθανότητα της επιχείρησης i να ανήκει σε κάποια κατηγορία.

Με βάση αυτή την πιθανότητα κάθε επιχείρηση ταξινομείται στην ομάδα των συνεπών ή μη επιχειρήσεων, έπειτα από τη σύγκριση της με μια οριακή πιθανότητα, τιμή διαχωρισμού των κατηγοριών (*cut-off point*). Οι συντελεστές w_0 και w υπολογίζονται χρησιμοποιώντας τεχνικές μέγιστης πιθανοφάνειας και πιο συγκεκριμένα μεγιστοποιώντας την ακόλουθη συνάρτηση:

$$\ln L = \sum_{\forall i \in C_2} \ln(P_i) + \sum_{\forall i \in C_1} \ln(1 - P_i) \quad [14]$$

Αναφορικά με τον προσδιορισμό της βέλτιστης τιμής διαχωρισμού των κατηγοριών κατά την κατασκευή ενός λογιστικού μοντέλου, οι πιο πολλοί ερευνητές επιλέγουν να ελαχιστοποιούν το συνολικό σφάλμα ταξινόμησης, οπότε υποθέτουν ότι τα κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης I και II είναι ίσα¹⁸. Άλλες προσεγγίσεις έχουν ως φιλοσοφία τον προσδιορισμό του σημείου διαχωρισμού των κατηγοριών, αποδίδοντας διαφορετικά κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης και εν τέλει την επιλογή του «βέλτιστου» μοντέλου βάσει της ακρίβειας ταξινόμησης.

Βασικό μειονέκτημα του λογιστικού μοντέλου αποτελεί το γεγονός ότι κατά την κατασκευή του πρέπει να αποφεύγεται η χρησιμοποίηση μεταβλητών που παρουσιάζουν μεγάλη συσχέτιση. Επίσης, παρόλο που δεν απαιτεί οι μεταβλητές να ακολουθούν την κανονική κατανομή, αν αυτές χαρακτηρίζονται από ακραία μη-κανονικότητα (*extreme non-normality*) τότε τα αποτελέσματα του μοντέλου ενδέχεται να μην είναι ικανοποιητικά.

Ένα από τα πλεονεκτήματα του λογιστικού υποδείγματος είναι ότι δεν υπόκειται σε στατιστικούς περιορισμούς, όπως η διακριτική ανάλυση, επομένως μπορεί κατά την κατασκευή του να χρησιμοποιηθούν και ποιοτικές μεταβλητές. Ουσιαστικά όμως και σε αυτό παρατηρούνται στατιστικές υποθέσεις, οι οποίες μπορεί να μην αναφέρονται στα εξεταζόμενα δεδομένα, αλλά υφίστανται στο εξαγόμενο αποτέλεσμα, δηλαδή στην πιθανότητα μια επιχείρηση να ανήκει σε κάποια κατηγορία.

¹⁸ Και με την υπόθεση ότι το πλήθος των συνεπών και των ασυνεπών επιχειρήσεων στο δείγμα εκπαίδευσης είναι το ίδιο, η τιμή διαχωρισμού λαμβάνει την τιμή 0.5. Αν το πλήθος δεν είναι ίδιο μια συνήθης τακτική είναι η στάθμιση των επιχειρήσεων.

Επιπροσθέτως, μέσω του λογιστικού υποδείγματος μπορεί να εκτιμηθεί η σημαντικότητα κάθε χαρακτηριστικού στο εξαγόμενο αποτέλεσμα¹⁹, διαδικασία που δεν μπορεί να πραγματοποιηθεί άμεσα μέσω της διακριτικής ανάλυσης. Για το λόγο αυτό, πολλοί ερευνητές χρησιμοποιούν το λογιστικό υπόδειγμα για να επιλέξουν ποιες από τις αρχικές μεταβλητές θα χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση και έπειτα προχωρούν στη δημιουργία ενός μοντέλου ταξινόμησης με την ίδια ή κάποια άλλη τεχνική.

Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι πρώτος ο Ohlson, το 1980, χρησιμοποίησε το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας σε έρευνα του σχετικά με την πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων.

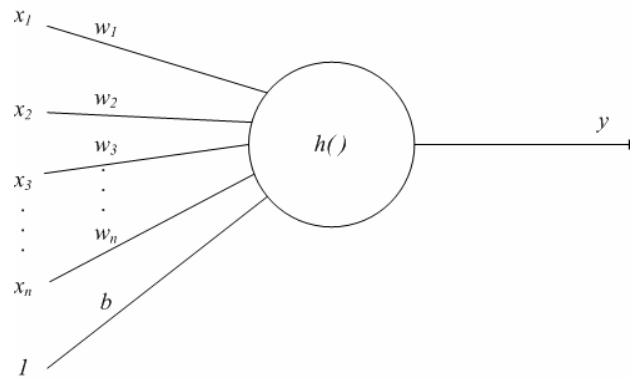
Μη παραμετρικές τεχνικές

Το γεγονός ότι οι στατιστικές και οικονομετρικές τεχνικές ταξινόμησης χρησιμοποιούν στατιστικές υποθέσεις για να προσεγγίσουν τις ιδιότητες και τις σχέσεις που διέπουν τα δεδομένα ώθησε πολλούς ερευνητές στην ανάπτυξη μη παραμετρικών τεχνικών. Οι τεχνικές αυτές μπορεί να οδηγήσουν είτε σε γραμμικά είτε σε μη-γραμμικά μοντέλα ταξινόμησης. Επιστημονικά πεδία όπως η τεχνητή νοημοσύνη, η επιχειρησιακή έρευνα, η ασαφής λογική κ.ά., έχουν συμβάλει στην ανάπτυξη τέτοιων προσεγγίσεων.

2.2.3 Νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα (*neural networks*), συχνά αναφερόμενα και ως τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (*artificial neural networks*), αναπτύχθηκαν από ερευνητές του χώρου της τεχνητής νοημοσύνης. Κύρια μεθοδολογική βάση για την ανάπτυξή τους, υπήρξε η προσπάθεια προσομοίωσης του τρόπου λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου αποτελείται από ένα πλήθος νευρώνων (*neurons*) οργανωμένων σε ένα ιδιαίτερα περίπλοκο δίκτυο. Κάθε νευρώνας μπορεί να δεχθεί ένα σήμα εισόδου, που μπορεί να προέρχεται, είτε από τη διέγερση των αισθητήρων του ανθρώπινου σώματος, είτε από άλλους νευρώνες. Το σήμα εισόδου υπόκειται σε μια επεξεργασία, αποτέλεσμα της οποίας είναι η παραγωγή ενός σήματος εξόδου (Σχήμα 2.1).

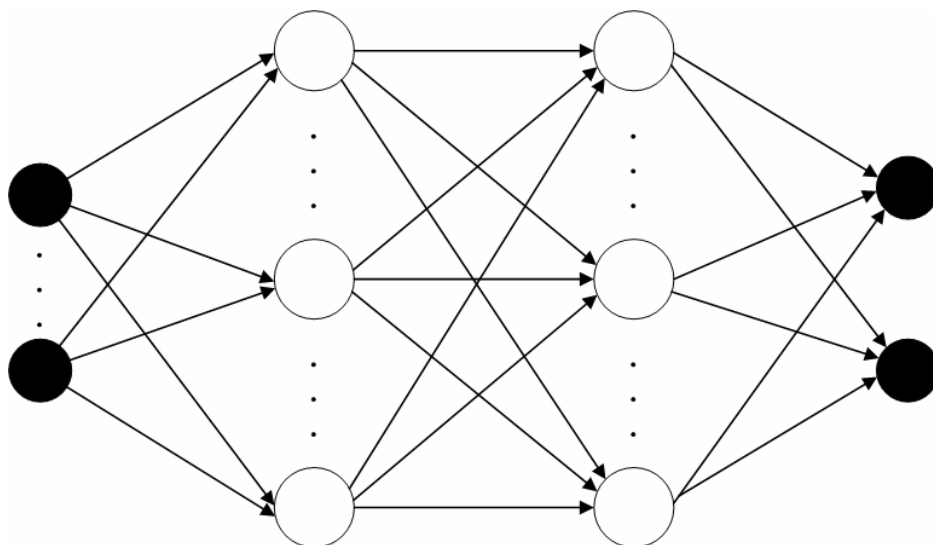
¹⁹ Η σημαντικότητα δεν μεταφράζεται σε προβλεπτική ικανότητα. Η εξαίρεση των μη σημαντικών μεταβλητών ενδέχεται να επιφέρει βελτίωση στην προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου.



Σχήμα 2.1: Αναπαράσταση ενός τεχνητού νευρώνα

Μια τυπική αρχιτεκτονική ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου περιλαμβάνει (Σχήμα 2.2):

- 1) Ένα επίπεδο εισόδου (*input layer*), το οποίο αποτελείται από έναν αριθμό κόμβων, έναν για κάθε είσοδο του νευρωνικού δικτύου.
- 2) Ένα επίπεδο εξόδου (*output layer*), το οποίο αποτελείται από έναν αριθμό κόμβων, ο οποίος όταν το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται ως τεχνική ταξινόμησης είναι ίσος με τις κατηγορίες ταξινόμησης.
- 3) Μια σειρά ενδιάμεσων επιπέδων (*hidden layers*). Έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί έδειξαν ότι σε δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης ένα ενδιάμεσο επίπεδο αρκεί για την εξαγωγή ικανοποιητικών αποτελεσμάτων [Patuwo et. al. (1993), Subramanian et al. (1993)]. Επίσης, δεν υπάρχει ένας συγκεκριμένος κανόνας που να καθορίζει τον αριθμό των κόμβων σε κάθε ενδιάμεσο επίπεδο. Αυτό συνήθως επιτυγχάνεται μέσω διαδικασιών δοκιμής και λάθους ή χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα τα οποία μπορούν να προσαρμόσουν την αρχιτεκτονική τους ανάλογα με το εκάστοτε πρόβλημα (*self-organizing neural networks*).



Σχήμα 2.2: Σχηματική αναπαράσταση ενός νευρωνικού δικτύου

Όπως φαίνεται στο παραπάνω σχήμα, όλοι οι κόμβοι των διαδοχικών επιπέδων συνδέονται μεταξύ τους. Η σύνδεση γίνεται μέσω κάποιων βαρών (*weights*) τα οποία αναπαριστούν την ισχύ της σύνδεσης. Η είσοδος (*input*) στον κάθε κόμβο υπολογίζεται βάσει της σχέσης:

$$input = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad [15]$$

όπου:

w_i : είναι το βάρος σύνδεσης του κόμβου, με τον κόμβο i του προηγούμενου επιπέδου

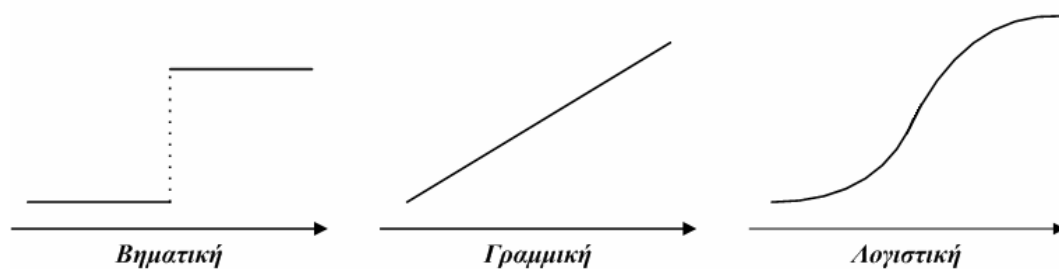
x_i : είναι η έξοδος του κόμβου i του προηγούμενου επιπέδου

n : ο αριθμός των κόμβων του προηγούμενου επιπέδου

b : μια σταθερά (*bias ή threshold*)

ενώ η έξοδος κάθε νευρώνα (*output*) προκύπτει μέσω μιας συνάρτησης μετασχηματισμού h της εισόδου (Σχήμα 2.3), δηλαδή:

$$output = h(in) = h\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad [16]$$



Σχήμα 2.3: Χαρακτηριστικές συναρτήσεις μετασχηματισμού

Η συνηθέστερη συνάρτηση μετασχηματισμού είναι η λογιστική (Σχέση 17), η οποία χρησιμοποιήθηκε και στα νευρωνικά δίκτυα που αναπτύχθηκαν στη παρούσα εργασία.

$$h = \frac{1}{1 + e^{-in}} \quad [17]$$

Ο καθορισμός των βαρών επιτυγχάνεται μέσω διαδικασιών βελτιστοποίησης, με σκοπό την ελαχιστοποίηση των αποκλίσεων μεταξύ των αποτελεσμάτων του δικτύου και της δεδομένης ταξινόμησης. Ως μέτρο των αποκλίσεων συνήθως χρησιμοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων. Η πλέον διαδεδομένη διαδικασία εκμάθησης του δικτύου είναι η διαδικασία *back propagation* (Rumerlhart et. al., 1986), η οποία χρησιμοποιήθηκε και στην παρούσα εργασία.

Κατά τη διαδικασία αυτή, αρχικά ορίζονται τυχαία τα βάρη των συνδέσεων του δικτύου. Εν συνεχεία, οι επιχειρήσεις του δείγματος εκμάθησης ταξινομούνται και υπολογίζεται το σφάλμα ταξινόμησης. Αν αυτό ξεπερνά μια επιθυμητή τιμή, τότε μέσω της διαδικασίας «διαδίδεται» προς τα πίσω, επαναπροσδιορίζονται τα βάρη σύνδεσης του δικτύου και το δίκτυο επανεκπαιδεύεται. Δηλαδή ταξινομούνται πάλι οι επιχειρήσεις του δείγματος εκμάθησης βάσει των καινούργιων βαρών και πραγματοποιείται ο έλεγχος που προαναφέρθηκε. Η περιγραφείσα επαναληπτική διαδικασία τερματίζεται όταν κατασκευαστεί ένα δίκτυο του οποίου το σφάλμα ταξινόμησης δε ξεπερνά την επιθυμητή τιμή ή όταν εκτελεστεί ένας συγκεκριμένο πλήθος επαναλήψεων.

Οι Vellido et. al. (1999), πραγματοποιώντας μια ανασκόπηση ορισμένων ερευνητικών εφαρμογών των νευρωνικών δικτύων στο χώρο της οικονομίας, κατέληξαν στα εξής συμπεράσματα αναφορικά με τα πλεονεκτήματά τους:

1. Δύναται να αναπαραστήσουν ικανοποιητικά μη γραμμικές συμπεριφορές.
2. Μπορούν να διαχειριστούν ελλιπή δεδομένα ή δεδομένα με υψηλό επίπεδο «θορύβου».
3. Ως μη παραμετρική μεθοδολογία, δεν βασίζονται σε υποθέσεις που σχετίζονται με τις στατιστικές ιδιότητες των δεδομένων του εκάστοτε προβλήματος.

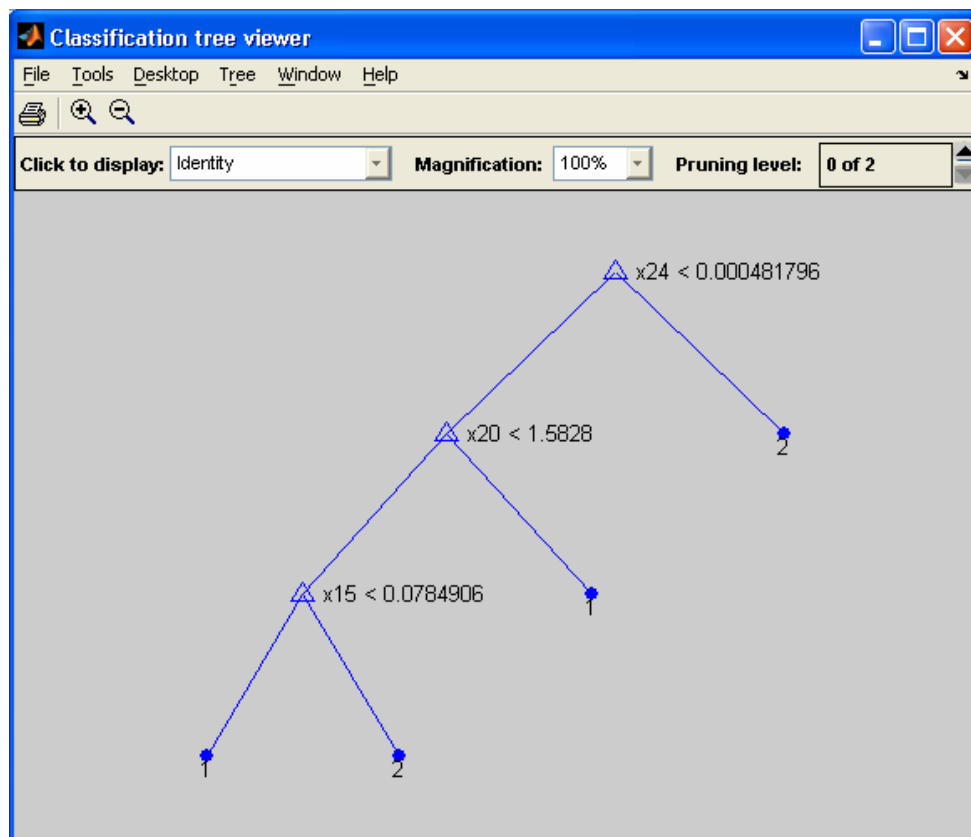
Παρόλα αυτά όμως, τα νευρωνικά δίκτυα εμφανίζουν κάποια μειονεκτήματα. Τα αποτελέσματα που εξάγουν είναι ιδιαίτερα δύσκολο να ερμηνευτούν, διότι αδυνατούν να εκτιμήσουν τη συμβολή της κάθε μεταβλητής στο εξαγόμενο αποτέλεσμα και δεν παράγουν κάποιους κανόνες που να αποτυπώνουν τη λειτουργία τους. Για του λόγους αυτούς τα νευρωνικά δίκτυα χαρακτηρίζονται ως «μαύρα» κουτιά (*black boxes*). Επιπροσθέτως, οι προαναφερθέντες ερευνητές τονίζουν ότι δεν υπάρχουν κάποιοι σαφείς κανόνες που σχετίζονται με την επιλογή των παραμέτρων του δικτύου. Το μέγεθος του δικτύου, η επιλογή κατάλληλης συνάρτησης μετασχηματισμού ή συνάρτησης μέτρησης των σφαλμάτων εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα.

Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκαν έξι αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων. Με δύο ενδιάμεσα επίπεδα που το καθένα είχε έξι, οκτώ και δώδεκα νευρώνες και με ένα ενδιάμεσο επίπεδο με οκτώ, δώδεκα και δεκαέξι νευρώνες.

2.2.4 Classification and regression trees

Η μέθοδος CART (Breiman et. al., 1984), δένδρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης, είναι μια μη παραμετρική τεχνική που βασίζεται στη φιλοσοφία των αλγορίθμων αναδρομικής διαφοροποίησης (*recursive partitioning algorithms*). Αν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι συνεχής τότε η μέθοδος παράγει ένα δένδρο παλινδρόμησης ενώ αν είναι διακριτή, ένα δένδρο ταξινόμησης. Οι πρώτες έρευνες με τη χρήση της εν λόγω μεθοδολογίας σε χρηματοοικονομικά προβλήματα ταξινόμησης, πραγματοποιήθηκαν από τους Frydman et al. (1985), Marais et al. (1985) και Srinivasan και Kim (1987).

Η μη παραμετρική διαδικασία οδηγεί στην ανάπτυξη ενός δένδρου ταξινόμησης βάσει ενός δείγματος επιχειρήσεων, αξιοποιώντας τα χαρακτηριστικά τους, την πραγματική τους ταξινόμηση, τις εκ των προτέρων πιθανότητες ταξινόμησης τους και τα κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης. Το δένδρο αυτό αποτελείται από κόμβους σε κάθε έναν από τους οποίους αντιστοιχεί ένας κανόνας απόφασης. Οι κανόνες αυτοί, έχουν συνήθως μονομεταβλητή μορφή. Πρόκειται για ένα χαρακτηριστικό που περιγράφει τις επιχειρήσεις και μία τιμή-όριο γι' αυτό (Σχήμα 2.4).



Σχήμα 2.4: Απεικόνιση δένδρου CART (σε περιβάλλον Matlab 7)

Η ανάπτυξη του δένδρου ξεκινά από έναν αρχικό κόμβο. Η μέθοδος προσπαθεί να βρει την καλύτερη μεταβλητή που θα ανατεθεί στον κόμβο αυτόν, σε συνδυασμό πάντα με το βέλτιστο κανόνα διαχωρισμού. Για να επιτευχθεί αυτό, δοκιμάζονται όλες οι μεταβλητές και όλοι οι πιθανοί κανόνες που αντιστοιχούν στην εκάστοτε μεταβλητή. Οι τιμές που λαμβάνει η εκάστοτε μεταβλητή στο δείγμα εκμάθησης αποτελούν τους πιθανούς κανόνες διαχωρισμού της μεταβλητής αυτής.

Η επιλογή του καλύτερου διαχωριστή γίνεται βάσει μιας συνάρτησης-κριτηρίου (*impurity function*), που εφαρμόζεται στους δύο κόμβους που παράγονται (*child nodes*). Η πιο συνηθισμένη συνάρτηση διαχωρισμού είναι το κριτήριο Gini. Έπειτα, κάθε κόμβος που παράγεται αντιπροσωπεύει και μια κατηγορία.

Η παραπάνω διαδικασία συνεχίζεται μέχρι το σχηματισμό του τελικού δένδρου. Λόγω όμως της φύσεως του αλγορίθμου (συνεχής ανάπτυξη και διαφοροποίηση του δένδρου ταξινόμησης) ενδέχεται το τελικό δένδρο να είναι αρκετά μεγάλο και να παρουσιαστεί το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής (*overfitting*) των δεδομένων. Τα μεγάλα δένδρα έχουν ένα βασικό μειονέκτημα. Παρέχουν μη ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν σε αυτά εισέρχονται καινούργια δεδομένα (επιχειρήσεις) για ταξινόμηση.

Για να αποφευχθεί η δημιουργία πολύπλοκων και μεγάλων δένδρων σταδιακά αφαιρούνται κόμβοι από το τελικό δένδρο (T_{max}), με αποτέλεσμα τη δημιουργία όλο και μικρότερων δένδρων, διαδικασία «κλαδέματος» (*pruning*). Η τεχνική *pruning* βασίζεται στον προσδιορισμό μιας παραμέτρου μέτρησης της πολυπλοκότητας (*cost-complexity parameter*) των νέων αυτών δένδρων. Η παράμετρος αυτή αναπαριστά τη σχέση μεταξύ του σφάλματος και της πολυπλοκότητας του εκάστοτε δένδρου (Σχέση 18). Ως κριτήριο μέτρησης της πολυπλοκότητας ενός δένδρου θεωρείται ο αριθμός των κόμβων του.

$$a = \frac{E(T_i) - E(T_{i-1})}{\tilde{T}_{i-1} - 1} \quad [18]$$

Όπου, $E(T_i)$ το κόστος εσφαλμένων ταξινομήσεων του καινούργιου δένδρου, $E(T_{i-1})$ του προηγούμενου και $\tilde{T}_{i-1} - 1$ ο αριθμός των κόμβων του καινούργιου δένδρου. Κατά την εφαρμογή της διαδικασίας *pruning* λοιπόν δημιουργείται μια «ομάδα» δένδρων που προκύπτουν από το T_{max} . Το πρώτο δένδρο T_0 προκύπτει από το T_{max} αφαιρώντας όσο περισσότερους κόμβους είναι εφικτό και καταλήγοντας σε ένα δένδρο με την ίδια ακρίβεια (δηλαδή για το δένδρο T_0 , $a = 0$). Για τα επόμενα δένδρα η βασική ιδέα είναι ότι το δένδρο T_i προέρχεται από το T_{i-1} , με την αφαίρεση

των κόμβων αυτών που θα επιφέρει τη μικρότερη μεταβολή στην ακρίβεια. Το τελευταίο δένδρο που θα δημιουργηθεί θα έχει μόνο έναν τελικό κόμβο, άλλα η παράμετρος a του δένδρου αυτού θα λαμβάνει τη μέγιστη τιμή. Ουσιαστικά, δημιουργείται μια αλληλουχία «βέλτιστων» δένδρων $T_{\max} \succ T_{\max-1} \succ \dots \succ T_0$ για την οποία οι αντίστοιχες τιμές a_i έχουν αυξητική τάση, $a_{\max} = a_{\max-1} \prec a_{\max-2} \prec \dots \prec a_0$.

Το ερώτημα που μένει να απαντηθεί είναι πιο δένδρο από αυτά είναι το βέλτιστο ή εναλλακτικά πόσους κόμβους πρέπει να έχει το βέλτιστο δένδρο. Για να επιτευχθεί αυτό χρησιμοποιείται η τεχνική επαναληπτικής δειγματοληψίας *cross-validation* (Stone, 1974). Μέσω της τεχνικής αυτής παράγονται δέκα νέα δείγματα από το δείγμα εκμάθησης. Για καθένα από αυτά τα δείγματα λαμβάνει χώρα η διαδικασία κατασκευής και «κλαδέματος» (*pruning*), όπως αυτή περιγράφηκε. Δηλαδή, δημιουργούνται δέκα νέες αλληλουχίες δένδρων που έχουν τον ίδιο αριθμό κόμβων με τα δένδρα της αρχικής αλληλουχίας (αυτής που προέκυψε από το δείγμα εκμάθησης). Τα δένδρα από τις δέκα αλληλουχίες, ομαδοποιούνται βάσει του αριθμού των κόμβων τους και υπολογίζεται η μέση ακρίβεια τους. Ο αριθμός των κόμβων που πρέπει να έχει το δένδρο με το μικρότερο κόστος (*minimum-cost tree*), συμπίπτει με αυτόν της ομάδας που εξάγει τη μεγαλύτερη ακρίβεια. Όμως, βάσει του κανόνα *one-standard error* επιλέγεται ως βέλτιστο δένδρο (*optimum-cost tree*), αυτό που έχει μικρότερο αριθμό κόμβων από το *minimum-cost tree* αλλά και την αμέσως μικρότερη ακρίβεια²⁰.

Τα κύρια πλεονεκτήματα της μεθοδολογίας CART, μπορούν να συνοψιστούν στα ακόλουθα σημεία:

1. Έχει τη δυνατότητα να διαχειρίζεται ποιοτικές μεταβλητές.
2. Οδηγεί στην κατασκευή ενός κατανοητού υποδείγματος.
3. Μέσω της διαδικασίας *pruning*, επιλέγει τις πιο σημαντικές μεταβλητές.
4. Μπορεί να διαχειριστεί δεδομένα με περίπλοκες δομές (π.χ. μεγάλα σύνολα δεδομένων ή δεδομένα με ελλιπή στοιχεία).

²⁰ Για περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τη μεθοδολογία CART βλ. Yohannes και Webb, 1999, Esposito et. al., 1997 και Lewis, 2000.

2.2.5 Μαθηματικός προγραμματισμός

Αρκετές μέθοδοι από το χώρο του μαθηματικού προγραμματισμού έχουν κατά καιρούς προταθεί για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης. Μια κατηγορία μεθόδων που ανήκει στο χώρο αυτό, είναι και οι προσεγγίσεις που στηρίζονται σε μαθηματικές εκφράσεις γραμμικού προγραμματισμού (*linear programming*). Οι βάσεις της χρησιμοποίησης του γραμμικού προγραμματισμού για την αντιμετώπιση προβλημάτων ταξινόμησης τέθηκαν από τον Mangasarian το 1965, ενώ πρωτοπόρες θεωρούνται οι εργασίες των Freed και Glover (1981) και του Hand (1981).

Δεδομένου ενός συνόλου αναφοράς, επιλύεται ένα γραμμικό πρόβλημα και κατασκευάζεται μια διαχωριστική υπερεπιφάνεια (*discriminant hyperplane*) βάσει της οποίας ταξινομούνται οι επιχειρήσεις. Η διατύπωση του προβλήματος προς επίλυση συχνά ποικίλει. Για παράδειγμα, μπορεί να ζητείται η μεγιστοποίηση είτε της ελάχιστης απόστασης των αντικειμένων ή είτε του αθροίσματος των αποστάσεων των αντικειμένων, από το υπό ανάπτυξη υπερεπίπεδο.

Στη παρούσα εργασία, το γραμμικό πρόβλημα που διατυπώθηκε είχε ως στόχο την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων ταξινόμησης (αποκλίσεων) των επιχειρήσεων του δείγματος εκμάθησης. Το πρόβλημα μοντελοποιήθηκε κατά τον ακόλουθο τρόπο:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{m_1} \sum_{j=1}^{m_1} \sigma_{1j} + \frac{1}{m_2} \sum_{j=1}^{m_2} \sigma_{2j} \\ \text{υ.π.} \quad & \sum_{i=1}^n x_{ij} w_i + w_0 + \sigma_{1j} \geq 1, \quad \forall j \in C_1 \\ & \sum_{i=1}^n x_{ij} w_i + w_0 - \sigma_{2j} \leq -1, \quad \forall j \in C_2 \\ & \sigma_{1j}, \sigma_{2j} \geq 0 \end{aligned}$$

όπου:

- x_{ij} : η επίδοση της επιχείρησης j στη μεταβλητή i
- w_i : ο συντελεστής της μεταβλητής i
- w_0 : ένας σταθερός όρος
- σ_{1j} : το σφάλμα ταξινόμησης της επιχείρησης j που ανήκει στην κατηγορία C_1 , κατηγορία συνεπών επιχειρήσεων
- σ_{2j} : το σφάλμα ταξινόμησης της επιχείρησης j που ανήκει στην κατηγορία C_2 , κατηγορία ασυνεπών επιχειρήσεων
- m_1 : το πλήθος των επιχειρήσεων που ανήκουν στην κατηγορία C_1

m_2 : το πλήθος των επιχειρήσεων που ανήκουν στην κατηγορία C_2

n : το πλήθος των μεταβλητών απόφασης

Το επιλυθέν πρόβλημα εξάγει τις τιμές των συντελεστών των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στην ανάλυση, δηλαδή τις τιμές των w_i και την τιμή του σταθερού όρου w_0 . Στην ουσία κατασκευάζεται ένας «βέλτιστος» γραμμικός διαχωριστής της μορφής:

$$f(x) = w_0 + x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n \quad [19]$$

Αν η παραπάνω γραμμική σχέση για την εκάστοτε επιχείρηση που αξιολογείται είναι μεγαλύτερη του μηδενός τότε η επιχείρηση ταξινομείται στην κατηγορία των συνεπών επιχειρήσεων, ενώ αν είναι μικρότερη του μηδενός η επιχείρηση ταξινομείται στην κατηγορία των ασυνεπών.

2.2.6 Support vector machines

Η μεθοδολογία των Support Vector Machines προτάθηκε από τον Vapnik, το 1995, για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης. Στόχος των SVM's είναι η κατασκευή μιας «βέλτιστης» γραμμικής διαχωριστής υπερεπιφάνειας, της μορφής $f(x) = w \cdot x + b$, η οποία μεγιστοποιεί την απόσταση μεταξύ των δύο κατηγοριών. Όπου w το διάνυσμα των συντελεστών των μεταβλητών, x το διάνυσμα των μεταβλητών και b μια σταθερά.

Βάσει της προσεγγίσεως των Support Vector Machines, ο «βέλτιστος διαχωριστής» είναι αυτός για τον οποίο, για τα κοντινότερα αντικείμενα προς ταξινόμηση ισχύει $f(x) = \pm 1$. Τα αντικείμενα αυτά αποτελούν τα *Support Vector Machines* (Σχήμα 2.5). Η απόσταση d ενός αντικειμένου από τη διαχωριστική υπερεπιφάνεια, δίδεται από τη σχέση:

$$d = \frac{w \cdot x + b}{\|w\|} \quad [20]$$

Η απόσταση λοιπόν μεταξύ των δύο κατηγοριών ισούται με $\rho = 2/\|w\|$. Στόχος της μεθοδολογίας είναι η μεγιστοποίηση της απόστασης αυτής ή εναλλακτικά η ελαχιστοποίηση του όρου $\frac{1}{2} w^T w$. Στην περίπτωση που ο γραμμικός διαχωρισμός των αντικειμένων ενός δείγματος εκμάθησης είναι εφικτός, το τετραγωνικό πρόβλημα

(Τ.Π.1) που διατυπώνεται έχει την ακόλουθη μορφή (όπου y_i η ταξινόμηση της επιχείρησης i , $i = 1, \dots, m$):

Τ.Π.1

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

υ.π.

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

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

Μέσω της χρήσης των πολλαπλασιαστών *Lagrange* και της μετατροπής του προβλήματος στη δυική του μορφή²¹ (*dual formulation*) διαμορφώνεται ένα καινούργιο πρόβλημα, το οποίο διατυπώνεται ως εξής:

Τ.Π.1'

$$\min \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j$$

$$\text{υ.π. } \alpha_i \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$$

Μέσω της επίλυσης του Τ.Π.1' η συνάρτηση βάσει της οποίας πραγματοποιείται η ταξινόμηση ενός νέου αντικειμένου έχει την ακόλουθη μορφή:

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i^T x + b \right] \quad [21]$$

ενώ το διάνυσμα των συντελεστών w και ο σταθερός όρος b , δίδονται από τις Σχέσεις 22 και 23 αντίστοιχα:

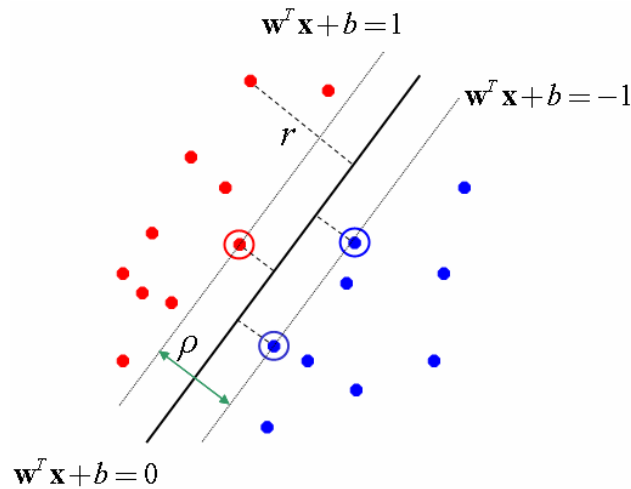
$$w = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i \quad [22]$$

$$b = \frac{1}{k} \sum_{s=1}^k y_s - w^T x_s, \quad s = 1, \dots, k \quad [23]$$

Όπου, x_s οι περιπτώσεις που αποτελούν *Support Vector Machines*, δηλαδή έχουν $\alpha_s \neq 0$. Από τα προλεγόμενα, γίνεται κατανοητό ότι μια νέα επιχείρηση θα ταξινομηθεί μόνο βάσει των αντικειμένων (από το δείγμα εκμάθησης) που αποτελούν

²¹ Για περαιτέρω πληροφορίες σχετικά με την μετατροπή του εν λόγω προβλήματος στη δυική του μορφή βλ. Burges (1998), Chen et. al. (2005) και Gun (1996).

Support Vector Machines, αφού για τα υπόλοιπα αντικείμενα θα ισχύει $\alpha_i = 0$ (Σχήμα 2.8).



Σχήμα 2.5: Γραφική αναπαράσταση των *Support Vector Machines* και του βέλτιστου γραμμικού διαχωριστή

Στην περίπτωση όμως που ο γραμμικός διαχωρισμός των αντικειμένων δεν είναι εφικτός, εισάγονται στο πρόβλημα κάποιες μεταβλητές απόκλισης-σφάλματος ξ_i (Σχήμα 2.6) και το νέο τετραγωνικό πρόβλημα (Τ.Π.2) που διατυπώνεται είναι το εξής:

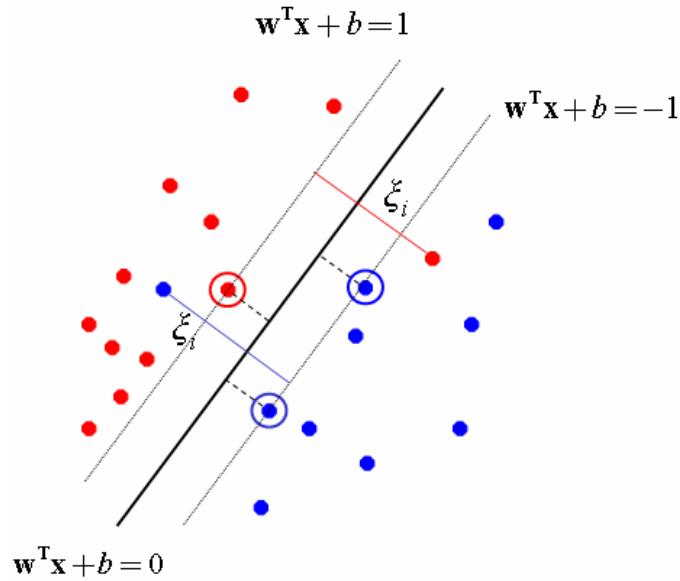
Τ.Π.2

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{υ.π.} \quad & y_i [w^T x_i + b] \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

όπου, C μια σταθερά (*trade-off parameter*) η οποία αναπαριστά στην αντικειμενική συνάρτηση τη σχέση μεταξύ της απόστασης των δύο κατηγοριών και των σφαλμάτων ταξινόμησης. Μέσω της επίλυσης του προβλήματος, η συνάρτηση διαχωρισμού που προκύπτει έχει την ακόλουθη μορφή:

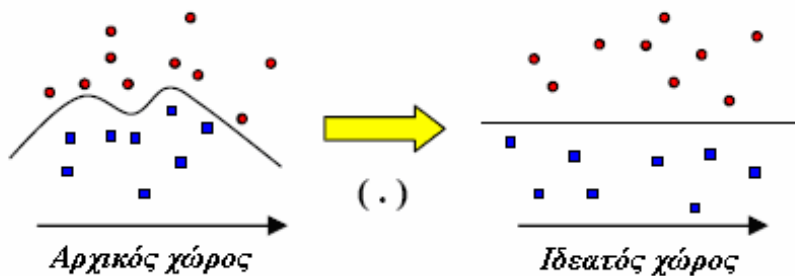
$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i x + b \right] \quad [24]$$

Στην περίπτωση όμως αυτή ο καθορισμός του b πραγματοποιείται μόνο από τα *Support Vector Machines* για τα οποία ισχύει $\alpha_i < C$.



Σχήμα 2.6: Αναπαράσταση των μεταβλητών απόκλισης

Μέσω της εφαρμογής των SVM's υπάρχει η δυνατότητα κατασκευής και μη γραμμικών διαχωριστών. Η βασική ιδέα των μη γραμμικών SVM's είναι η κατασκευή μιας διαχωριστικής γραμμικής υπερεπιφάνειας σε έναν πολυδιάστατο ιδεατό χώρο (*feature space*), που συνδέεται μη γραμμικά με τον αρχικό (Σχήμα 2.7). Η μετάβαση από τον αρχικό στον ιδεατό χώρο γίνεται μέσω των συναρτήσεων *Kernel*. Βασικό πλεονέκτημα των συναρτήσεων αυτών είναι ότι παρόλο που δημιουργούν έναν ιδεατό χώρο, όλοι οι υπολογισμοί που απαιτούνται πραγματοποιούνται στον αρχικό (Hearst et al., 1998).



Σχήμα 2.7: Αναπαράσταση μετάβασης από τον αρχικό στον ιδεατό χώρο

Με τη χρήση των συναρτήσεων μετάβασης, έστω ϕ , το Τ.Π.2 διατυπώνεται ως εξής:

Τ.Π.3

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

$$\text{υ.π.} \quad y_i [w^T \phi(x_i) + b] \geq 1 - \xi_i$$

$$\xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m$$

Επιλύοντας το νέο πρόβλημα η σχέση [24] γίνεται:

$$f(x) = \text{sign}[\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \phi(x_i) \phi(x) + b] \quad [25]$$

και με την εφαρμογή του θεωρήματος του Mercer²², δηλαδή χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις *Kernel*, η σχέση [25] λαμβάνει την ακόλουθη μορφή:

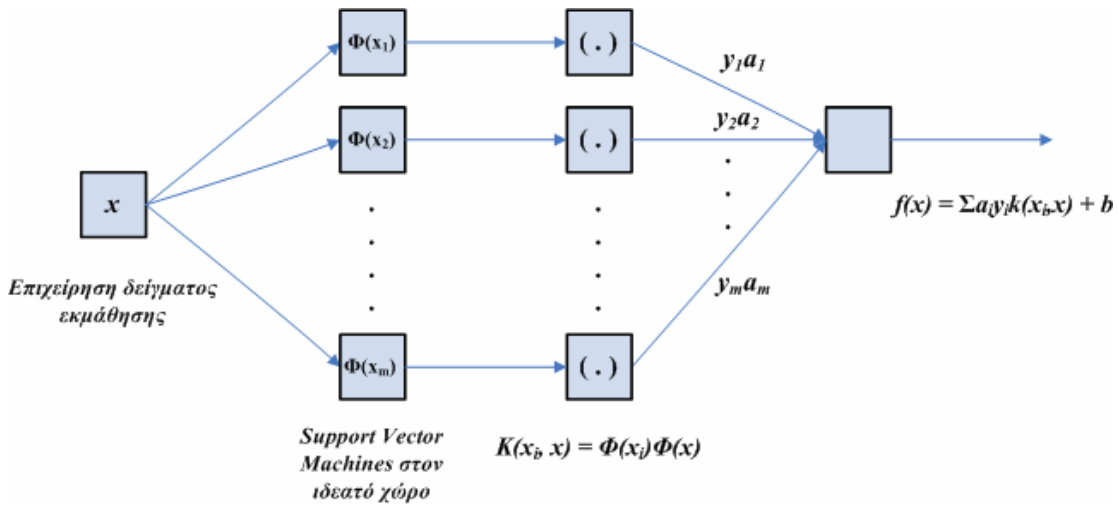
$$f(x) = \text{sign}[\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i k(x_i, x) + b] \quad [27]$$

Οι συναρτήσεις *Kernel* που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία είναι η γραμμική (*linear*), η τετραγωνική (*quadratic*) και η *Radial Basis Function*.

Γραμμική: $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$ [27]

Τετραγωνική: $K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^2$ [28]

Radial Basis Function²³: $K(x_i, x_j) = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}}$ [29]



Σχήμα 2.8: Διαδικασία ταξινόμησης μιας επιχείρησης μέσω των SVM's

Στην παρούσα μελέτη χρησιμοποιήθηκε μια παραλλαγή των SVM's, τα *Proximal Support Vector Machines* (Fung και Mangasarian, 2001), τα οποία έχουν τη δυνατότητα να διαχειρίζονται μεγάλες βάσεις δεδομένων μειώνοντας σημαντικά τον υπολογιστικό φόρτο. Η διαφορά τους έγκειται στο τετραγωνικό πρόβλημα που διατυπώνεται (Τ.Π.4).

²² $K(x_i, x) = \phi(x_i)^T \phi(x)$ [26].

²³ Όπου σ μια παράμετρος (*scaling parameter*).

Τ.Π.4

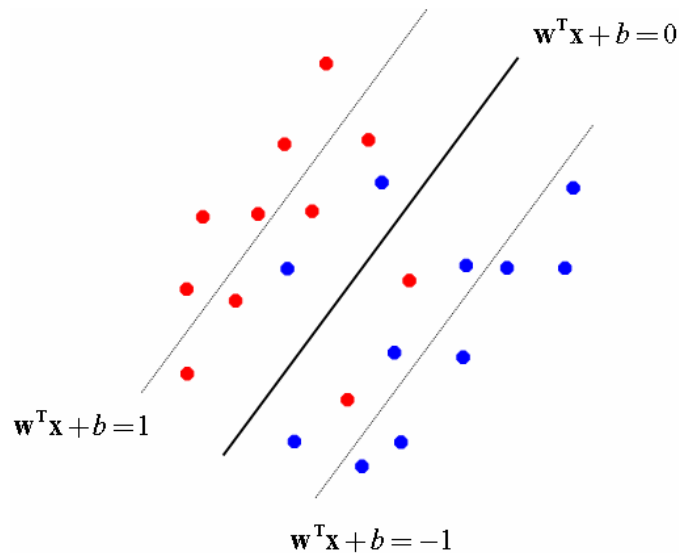
$$\begin{aligned} \min \quad & \left(\frac{1}{2} w^T w + b^2 \right) + C \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \cdot \|\xi_i\|^2 \\ \text{υ.π.} \quad & y_i [w^T \phi(x_i) + b] = 1 - \xi_i \end{aligned}$$

Στη διατύπωση του παραπάνω προβλήματος παρατηρούνται οι εξής αλλαγές:

1. Οι μεταβλητές απόκλισης είναι ελεύθερες προσήμου, δηλαδή μπορούν να λάβουν και θετικές και αρνητικές τιμές και στην αντικειμενική συνάρτηση εκφράζονται με διαφορετικό τρόπο.
2. Οι περιορισμοί ανισότητας έχουν μετατραπεί σε περιορισμούς ισότητας.
3. Στην αντικειμενική συνάρτηση λαμβάνεται υπόψη και ο όρος b . Δηλαδή η βελτιστοποίηση πραγματοποιείται βάσει των w και του b .

Επειδή πλέον στο πρόβλημα δεν υπάρχουν περιορισμοί ανισότητας, αυτό μπορεί να επιλυθεί άμεσα μέσω της χρήσης των πολλαπλασιαστών *Lagrange* και της εφαρμογής των συνθηκών Kuhn-Tucker. Ουσιαστικά επιλύονται οι γραμμικές εξισώσεις που προκύπτουν από την εφαρμογή των συνθηκών Kuhn-Tucker.

Βάσει λοιπόν των προαναφερθέντων αλλαγών, οι δύο ευθείες που ορίζουν το εύρος μεταξύ των δύο κατηγοριών απομακρύνονται όσο το δυνατόν περισσότερο. Στα «κλασσικά» SVM's το σφάλμα ξ_i ενεργοποιείται, δηλαδή λαμβάνει μια τιμή, μόνο στην περίπτωση που ένα αντικείμενο τοποθετείται εκτός του χώρου που οριοθετεί η ευθεία της ομάδας στην οποία ανήκει. Εν αντιθέσει, στα Proximal Support Vector Machines, το σφάλμα ξ_i ενεργοποιείται μόνο όταν το αντικείμενο δεν βρίσκεται πάνω στην ευθεία της ομάδας στην οποία ανήκει, οπότε σχεδόν όλα τα αντικείμενα αποτελούν *Support Vector Machines*. Έτσι λοιπόν, οι δύο ευθείες δεν είναι πλέον αυστηρά ορισμένες, αλλά μετακινούνται προς τα «κέντρα» των δύο ομάδων, τα οποία ορίζονται από τα αντικείμενα που ανήκουν σε αυτές (Σχήμα 2.9).



Σχήμα 2.9: Proximal Support Vector Machines

2.2.7 UTADIS

Η μέθοδος UTADIS (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001) προέρχεται από το χώρο της επιχειρησιακής έρευνας και συγκεκριμένα από το χώρο της πολυκριτήριας ανάλυσης αποφάσεων (*Multicriteria Decision Aid*). Στόχος της πολυκριτήριας ανάλυσης είναι η επίλυση πολύπλοκων και πολυδιάστατων προβλημάτων λήψης αποφάσεων. Ο χώρος της πολυκριτήριας ανάλυσης είναι ιδιαίτερα ευρύς ως προς τη φύση των μεθοδολογιών προσεγγίσεων που έχουν αναπτυχθεί για την αντιμετώπιση διαφόρων προβλημάτων, ένα εκ των οποίων είναι και αυτό της ταξινόμησης²⁴.

Η μέθοδος UTADIS αποτελεί μια προσαρμογή της μεθόδου UTA (Jacquet-Lagrange και Siskos, 1982). Σκοπός της εν λόγω μεθόδου είναι η ταξινόμηση των εναλλακτικών δραστηριοτήτων (εν προκειμένω επιχειρήσεων) σε προκαθορισμένες ομοιογενείς κατηγορίες. Βασική υπόθεση και διαφορά της μεθόδου από άλλες προσεγγίσεις (στατιστική, οικονομετρία, τεχνητή νοημοσύνη) είναι ότι τα χαρακτηριστικά που περιγράφουν την κάθε εξεταζόμενη εναλλακτική δραστηριότητα έχουν τη μορφή κριτηρίων αξιολόγησης.

Τα κριτήρια υποδηλώνουν κάποια προτιμησιακή σχέση μεταξύ των εναλλακτικών δραστηριοτήτων κάτι που δε συμβαίνει με τα χαρακτηριστικά. Το γεγονός ότι η αριθμητική περιγραφή μιας εναλλακτικής δραστηριότητας σε ένα χαρακτηριστικό είναι μεγαλύτερη σε σχέση με την αντίστοιχη αριθμητική περιγραφή μιας άλλης εναλλακτικής δραστηριότητας δε σημαίνει ότι η μια εναλλακτική υπερέχει της άλλης.

²⁴ Περαιτέρω ανάλυση του χώρου της πολυκριτήριας ανάλυσης και των πολυκριτηρίων τεχνικών ταξινόμησης δεν κρίνεται σκόπιμη. Για περισσότερες πληροφορίες βλ. Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001.

Κατά την ανάπτυξη της μεθόδου, στόχος είναι η δημιουργία ενός υποδείγματος σύνθεσης των κριτηρίων που να κατατάσσει τις εναλλακτικές δραστηριότητες στις προκαθορισμένες κατηγορίες, βάσει ενός σκορ που θα τους αποδίδει. Το υπόδειγμα σύνθεσης των κριτηρίων που αναπτύσσεται στα πλαίσια της μεθόδου, έχει τη μορφή μιας προσθετικής συνάρτησης χρησιμότητας:

$$U(x) = \sum_{i=1}^n w_i u_i(x_i) \quad \text{με } U(x) \in [0, 1] \quad [30]$$

όπου,

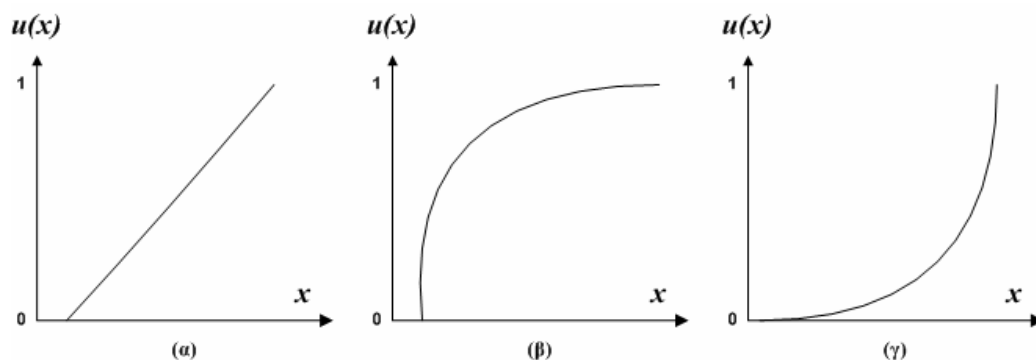
$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$: είναι το διάνυσμα των κριτηρίων αξιολόγησης,

w_i : το βάρος (σημαντικότητα) του κριτηρίου x_i με $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ και

$u_i(x_i)$: είναι η συνάρτηση μερικής χρησιμότητας του κριτηρίου x_i .

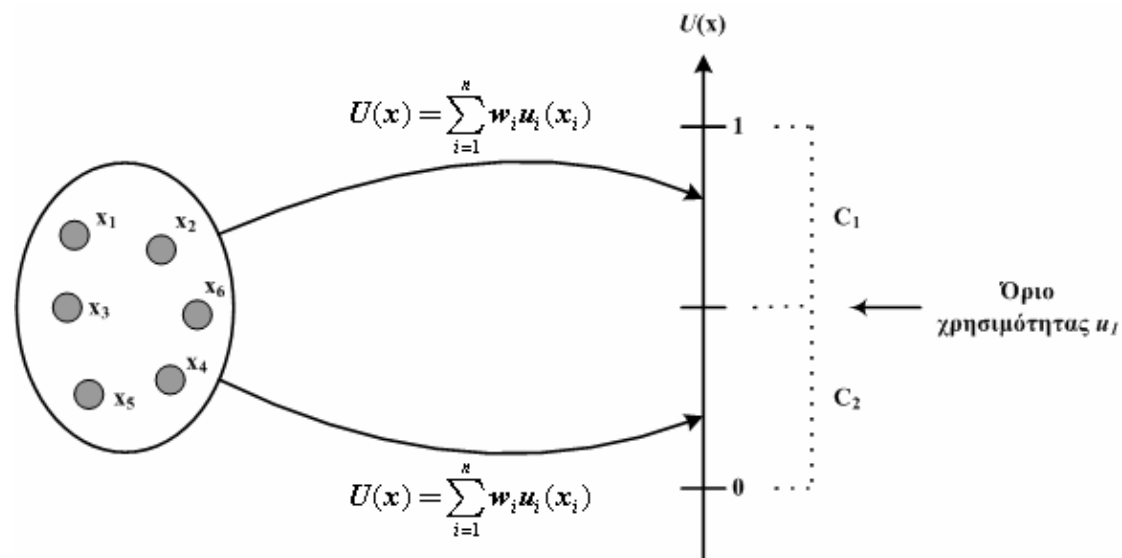
Οι συναρτήσεις μερικών χρησιμοτήτων (*marginal utility functions*) είναι μονότονες συναρτήσεις, γραμμικές ή μη γραμμικές (Σχήμα 2.10). Η αναγωγή των επιδόσεων των εναλλακτικών δραστηριοτήτων στα κριτήρια αξιολόγησης σε όρους χρησιμότητας, μέσω του ορισμού κατάλληλων συναρτήσεων μερικών χρησιμοτήτων, παρέχει τα ακόλουθα βασικά πλεονεκτήματα:

1. Επιτρέπει τη μοντελοποίηση και την αναπαράσταση στο αναπτυσσόμενο υπόδειγμα μη γραμμικών συμπεριφορών.
2. Επιτρέπει τη χρήση ποιοτικών κριτηρίων αξιολόγησης δίχως να απαιτείται η ποσοτικοποίησή τους μέσω μιας ποιοτικής κλίμακας.



Σχήμα 2.10: Χαρακτηριστικές συναρτήσεις μερικών χρησιμοτήτων

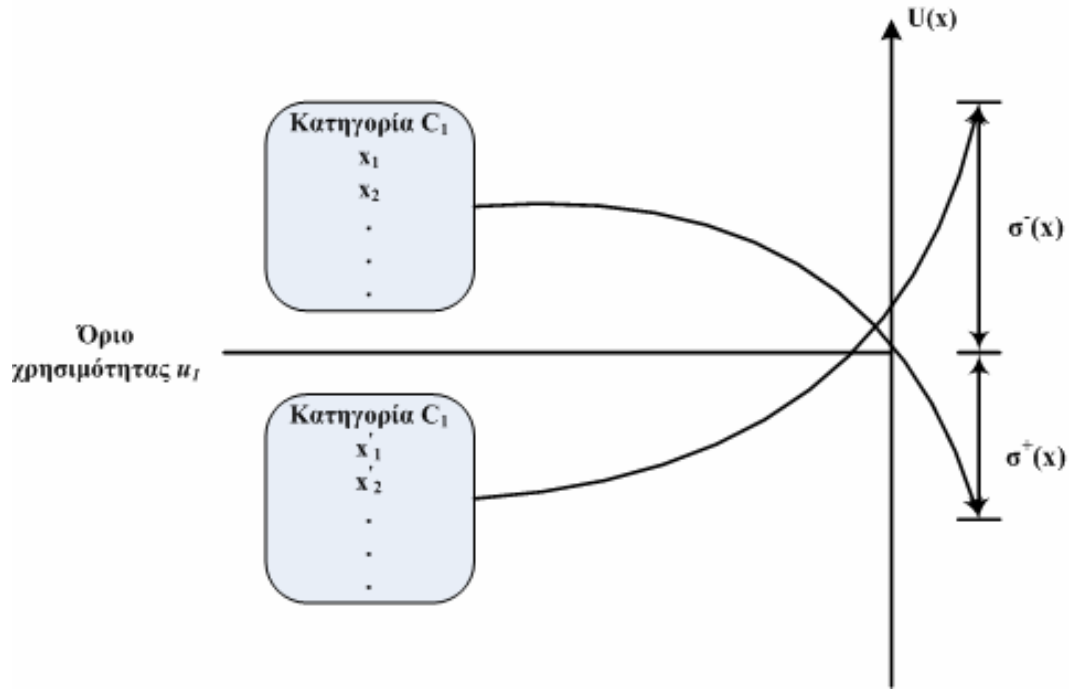
Πολλαπλασιάζοντας λοιπόν, τις μερικές χρησιμότητες της εναλλακτικής δραστηριότητας σε καθένα από τα κριτήρια αξιολόγησης, με τα αντίστοιχα βάρη των κριτηρίων, υπολογίζεται η ολική χρησιμότητα της εναλλακτικής δραστηριότητας. Βάσει της ολικής χρησιμότητάς της, η εκάστοτε εναλλακτική δραστηριότητα ταξινομείται σε κάποια από τις προκαθορισμένες κατηγορίες (Σχήμα 2.11).



Σχήμα 2.11: Ταξινόμηση των εναλλακτικών κατά τη μέθοδο UTADIS

Βασικά στοιχεία του υποδείγματος ταξινόμησης που αναπτύσσεται μέσω της μεθόδου UTADIS είναι: α) τα βάρη των κριτηρίων, β) η μορφή των μερικών συναρτήσεων χρησιμότητας και γ) τα όρια χρησιμότητας, δηλαδή οι τιμές διαχωρισμού των κατηγοριών. Ο καθορισμός αυτών των στοιχείων πραγματοποιείται στα γενικά πλαίσια που διέπουν την αναλυτική-συνθετική προσέγγιση, μιλώντας με όρους από το χώρο της πολυκριτήριας ανάλυσης ή εναλλακτικά η ανάπτυξη του υποδείγματος επιτυγχάνεται μέσω μιας διαδικασίας που βασίζεται στη φιλοσοφία της γνωστής παλινδρόμησης.

Δεδομένου ενός συνόλου αναφοράς (*reference set*) ή εναλλακτικά ενός δείγματος εκμάθησης (*training sample*), αποτελούμενο από ένα πλήθος επιχειρήσεων για τις οποίες είναι γνωστά οι επιδόσεις τους στα προεπιλεγμένα κριτήρια και η ταξινόμηση τους, επιλύεται ένα πρόβλημα μαθηματικού προγραμματισμού με σκοπό την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων ταξινόμησης (Σχήμα 2.12).



Σχήμα 2.12: Αναπαράσταση σφαλμάτων ταξινόμησης

Το πρόβλημα που διατυπώνεται και επιλύεται είναι το ακόλουθο:

$$\begin{aligned}
 \min \quad & z = \sum_{j=1}^m (\sigma_j^+ + \sigma_j^-) \\
 \text{υ.π.} \quad & U(x_j) - u_1 + \sigma_j^+ \geq \delta, \quad \forall x_j \in C_1 \\
 & \left. \begin{aligned} U(x_j) - u_k + \sigma_j^+ &\geq \delta \\ U(x_j) - u_{k-1} - \sigma_j^- &\leq \delta \end{aligned} \right\}, \quad \forall x_j \in C_k \quad (k = 2, 3, \dots, q-1) \\
 & U(x_j) - u_{q-1} - \sigma_j^- \leq \delta, \quad \forall x_j \in C_q \\
 & \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{a-1} w_{it} = 1 \\
 & w_{it} \geq 0, \quad \forall i = 1, 2, \dots, n, \quad t = 1, 2, \dots, a-1 \\
 & \sigma_j \geq 0, \quad \forall j = 1, 2, \dots, m
 \end{aligned}$$

όπου:

- σ_j^- , το σφάλμα στην περίπτωση που μια εναλλακτική δραστηριότητα ταξινομείται σε υψηλότερη κατηγορία από αυτήν που στην πραγματικότητα ανήκει
- σ_j^+ , το σφάλμα στην περίπτωση που μια εναλλακτική δραστηριότητα ταξινομείται σε χαμηλότερη κατηγορία από αυτήν που στην πραγματικότητα ανήκει
- u_k , τα όρια χρησιμότητας ($k = 1, \dots, q-1$)

- δ , ένας μικρός αριθμός που χρησιμοποιείται για την αποφυγή της περίπτωσης η ολική χρησιμότητα μιας εναλλακτικής δραστηριότητας να ταυτιστεί με κάποιο όριο χρησιμότητας
- x_j , η εκάστοτε εναλλακτική δραστηριότητα ($j = 1, \dots, m$)
- C , οι κατηγορίες
- m , το σύνολο των εναλλακτικών

Με την επίλυση του παραπάνω προβλήματος προσδιορίζεται η μορφή της προσθετικής συνάρτησης χρησιμότητας, η οποία ελαχιστοποιεί το άθροισμα των σφαλμάτων ταξινόμησης των αντικειμένων του δείγματος αναφοράς. Ουσιαστικά προσδιορίζονται τα w_{it} ($\forall i = 1, 2, \dots, n, t = 1, 2, \dots, a-1$), τα οποία καθορίζουν τις συναρτήσεις μερικών χρησιμοτήτων. Ο όρος t σχετίζεται με την ανάπτυξη της εκάστοτε συνάρτησης μερικής χρησιμότητας.

Συχνά όμως παρατηρείται ότι η λύση του παραπάνω προβλήματος δεν είναι μοναδική. Για το λόγο αυτό, πραγματοποιείται μια διαδικασία μεταβελτιστοποίησης (*post optimality analysis*) μέσω της οποίας υπολογίζονται εν τέλει τα προαναφερθέντα βασικά στοιχεία του υποδείγματος²⁵.

2.3 Δεδομένα

Η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα έρευνα αποτελείται από έναν αρκετά μεγάλο αριθμό βιομηχανικών, κατασκευαστικών και ξενοδοχειακών επιχειρήσεων, για τις οποίες είναι γνωστά (Σχήμα 2.13):

1. οι επιδόσεις τους σε 33 προεπιλεγμένα κριτήρια.
2. η κατηγορία στην οποία ανήκουν. Οι επιχειρήσεις της βάσης δεδομένων διαχωρίζονται σε δύο κατηγορίες: στις συνεπείς και στις ασυνεπείς.
3. το έτος στο οποίο αναφέρονται τα προαναφερθέντα στοιχεία, το οποίο μπορεί να είναι οποιοδήποτε έτος εντός της εξαετίας 1998-2003. Δηλαδή, για μια επιχείρηση μπορεί να υπάρχουν διαθέσιμα στοιχεία για κάποιο ή για κάποια έτη της προαναφερθείσας χρονικής περιόδου.



Σχήμα 2.13: Αναπαράσταση παρατήρησης εντός της βάσης δεδομένων

²⁵ Περαιτέρω πληροφορίες για τη μαθηματική διατύπωση του προβλήματος, τη διαδικασία μεταβελτιστοποίησης και την κατασκευή των συναρτήσεων μερικών χρησιμοτήτων βλ. Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001.

Η βάση δεδομένων περιέχει συνολικά 48.020 «παρατηρήσεις». Ο όρος παρατηρήσεις χρησιμοποιείται επειδή, όπως προαναφέρθηκε, για μια επιχείρηση μπορεί να υπάρχουν διαθέσιμα στοιχεία για δύο ή περισσότερα έτη. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζεται ο αριθμός των συνεπών και των ασυνεπών «παρατηρήσεων» για κάθε κλάδο και για κάθε έτος.

Πίνακας 2.2: Σύσταση βάσης δεδομένων

		1998	1999	2000	2001	2002	2003	Σύνολο
Βιομηχανία	Συνεπείς	4428	4852	5226	5428	5529	5484	30947
	Ασυνεπείς	234	296	262	220	179	142	1333
	Σύνολο	4662	5148	5488	5648	5708	5626	32280
Εξυπηλοποίηση	Συνεπείς	1468	1573	1696	1741	1681	1543	9702
	Ασυνεπείς	56	51	35	29	25	17	213
	Σύνολο	1524	1624	1731	1770	1706	1560	9915
Κατασκευές	Συνεπείς	799	875	965	1036	956	949	5580
	Ασυνεπείς	41	53	45	44	31	31	245
	Σύνολο	840	928	1010	1080	987	980	5825

Τα κριτήρια που χρησιμοποιήθηκαν στην ανάλυση αφορούσαν χρηματοοικονομικά και εμπορικά στοιχεία των επιχειρήσεων, καθώς και στοιχεία για το πιστωτικό τους παρελθόν. Όπως φαίνεται και από τον Πίνακα 2.3, τα κριτήρια αυτά δύναται να περιγράψουν επαρκώς την οικονομική κατάσταση της εκάστοτε επιχείρησης. Δηλαδή παρέχουν μια εικόνα της αποδοτικότητας, του επιπέδου της ρευστότητας και των επιμέρους δραστηριοτήτων της επιχείρησης.

Πίνακας 2.3: Κριτήρια Ανάλυσης*

	Μεταβλητή	Πρόσημο μεταβλητής	Διακριτή	Ακέραια	Συνεχείς
Εμπορικά στοιχεία	1.Εισαγωγές	+	✓		
	2. Εξαγωγές	+	✓		
	3. Αντιπροσωπεύσεις	+	✓		
	4. Κτιριακές Εγκαταστάσεις	+		✓	
	5. Αριθμός τραπεζών με τις οποίες συνναλάσσεται η επιχείρηση	+		✓	
	6. Χρόνια λειτουργίας	+		✓	
	7. Προσωπικό το έτος t-1	+		✓	
Χρηματοοικονομικές επιδόσεις	8. Κέρδη προ φόρων / Ίδια Κεφάλαια	+			✓
	9. Κέρδη προ φόρων / Σύνολο Ενεργητικού	+			✓
	10. Μικτό Κέρδος / Καθαρές Πωλήσεις	+			✓
	11.Λειτουργικά Κέρδη / Καθαρές Πωλήσεις	+			✓
	12. Καθαρά Κέρδη προ φόρων / Καθαρές Πωλήσεις	+			✓
	13. Αποσβέσεις / Καθαρό Πάγιο Ενεργητικό	+			✓
	14. Ίδια Κεφάλαια / Παθητικό	+			✓
	15. Χρηματοοικονομικά Έξοδα / Καθαρές Πωλήσεις	-			✓
	16. Απαιτήσεις x 360 / Πωλήσεις	-			✓
	17. Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις x 360 / Κόστος Πωλήσεων	-			✓
	18. Αποθέματα x 360 / Κόστος Πωλήσεων	-			✓
	19. Καθαρές Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού	+			✓
	20. Καθαρές Πωλήσεις / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	+			✓
	21. Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	+			✓
	22. Κυκλοφορούν Ενεργητικό - Αποθέματα / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	+			✓
	23. Καθαρές Πωλήσεις	+			✓
Στοιχεία για το πιστωτικό παρελθόν των επιχειρήσεων	24. Αξία επιβαρυντικών την τελευταία τριετία / Πλέον πρόσφατες πωλήσεις	-			✓
	25. Τεμάχια επιβαρυντικών την τελευταία τριετία	-		✓	
	26. Καθυστερημένοι λογαριασμοί (Δυσμενή τύπου 1 την τελευταία τριετία)	-	✓		
	27. Ακάλυπτες επιταγές (Δυσμενή τύπου 2 την τελευταία τριετία)	-	✓		
	28. Κατασχέσεις (Δυσμενή τύπου 3 την τελευταία τριετία)	-	✓		
	29. Πληστηριασμοί ακινήτων (Δυσμενή τύπου 4 την τελευταία τριετία)	-	✓		
	30. Άλλοι πληστηριασμοί (Δυσμενή τύπου 5 την τελευταία τριετία)	-	✓		
	31. Αιτήσεις πτώχευσης (Δυσμενή τύπου 6 την τελευταία τριετία)	-	✓		
	32. Κήρυξη πτώχευσης (Δυσμενή τύπου 7 την τελευταία τριετία)	-	✓		
	33. Πλέον πρόσφατο έτος εμφάνισης δυσμενών	-	✓		

* Το πρόσημο της μεταβλητής αναπαριστά τη σχέση της με τον πιστωτικό κίνδυνο. Μεταβλητές με θετικό πρόσημο, είναι θετικά συσχετισμένες με την πιθανότητα συνέπειας. Δηλαδή όσο αυξάνεται η τιμή της μεταβλητής τόσο αυξάνεται η πιθανότητα η εταιρία να είναι συνεπής. Αντίθετα μεταβλητές με αρνητικό πρόσημο, είναι αρνητικά συσχετισμένες με την πιθανότητα συνέπειας.

Οι επιχειρήσεις της βάσης δεδομένων διαχωρίστηκαν σε τρεις ομάδες βάσει του τομέα δραστηριότητάς τους. Δηλαδή αναπτύχθηκαν τρεις καινούργιες βάσεις δεδομένων, μια για κάθε κλάδο. Οι κυριότεροι λόγοι για τους οποίους πραγματοποιήθηκε ο διαχωρισμός αυτός είναι η εξής:

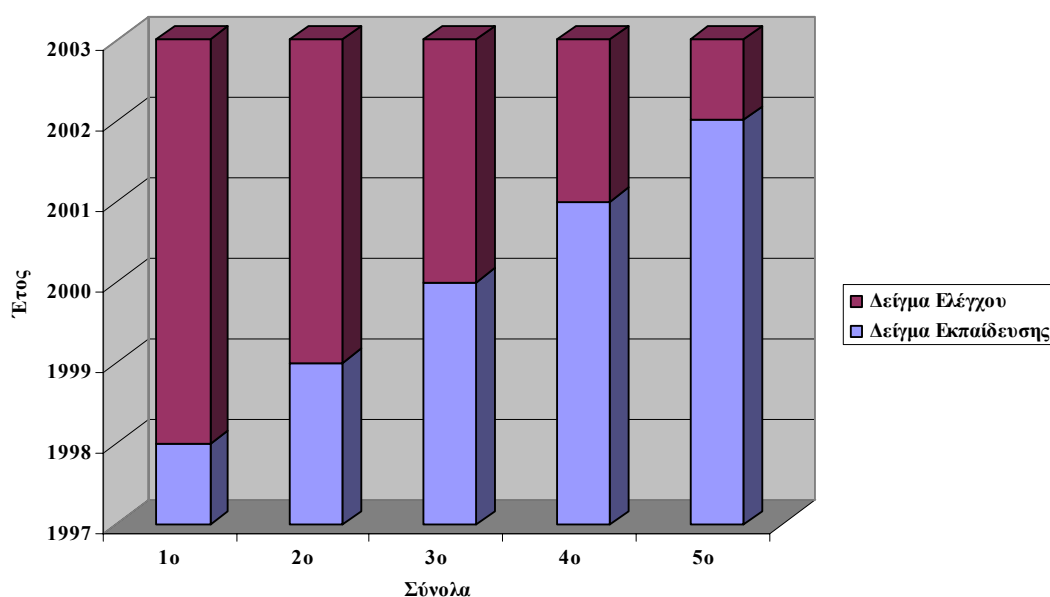
1. Η ανάπτυξη διαφορετικών συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου για κάθε επιχειρηματικό κλάδο ξεχωριστά, αποσκοπεί στην αποτελεσματικότερη σύγκριση και αξιολόγηση των επιχειρήσεων. Οι «ομοιογενείς» επιχειρήσεις έχουν κάποια κοινά χαρακτηριστικά και παρεμφερείς δραστηριότητες, οι οποίες καθορίζονται από τον εκάστοτε κλάδο. Για παράδειγμα στον Πίνακα 2.4 που ακολουθεί, παρατηρούνται σημαντικές διαφορές στις επιδόσεις των επιχειρήσεων των τριών κλάδων στις μεταβλητές 1, 2, 7, 8, 16, 18, 20, 22 και 23.
2. Το ποσοστό των ασυνεπών επιχειρήσεων για τον ξενοδοχειακό κλάδο ανέρχεται στο 2%, ενώ για τους κλάδους της βιομηχανίας και των κατασκευών το αντίστοιχο ποσοστό είναι της τάξης του 4% (βλ. Πίνακα 2.2).
3. Η βάση δεδομένων του βιομηχανικού κλάδου είναι αρκετά μεγάλη σε αντίθεση με τις βάσεις δεδομένων των δύο άλλων κλάδων (ειδικότερα αυτή του τομέα των κατασκευών). Κατά αυτόν τον τρόπο δύναται να εξεταστεί η αποτελεσματικότητα των μεθόδων συναρτήσεως του μεγέθους των δεδομένων.

Πίνακας 2.4: Μέσες τιμές μεταβλητών ανά κλάδο*

Μεταβλητή	Βιομηχανία			Ξενοδοχεία			Κατασκευές		
	Συνεπείς	Ασυνεπείς	Σύνολο	Συνεπείς	Ασυνεπείς	Σύνολο	Συνεπείς	Ασυνεπείς	Σύνολο
1.Εισαγωγές	62.80%	36.83%	61.73%	1.59%	0.47%	1.56%	13.73%	5.71%	13.39%
2. Εξαγωγές	56.09%	37.51%	55.32%	0.33%	0.00%	0.32%	6.08%	2.04%	5.91%
3. Αντιπροσωπεύσεις	0.06	0.05	0.06	0.00	0.00	0.00	0.04	0.03	0.04
4. Κτιριακές Εγκαταστάσεις	2.21	1.83	2.19	1.54	1.40	1.54	2.08	2.62	2.11
5. Αριθμός τραπεζιών με τις οποίες συνναλάσσεται η επιχείρηση	2.70	2.34	2.69	2.06	2.20	2.06	2.59	2.73	2.59
6. Χρόνια λειτουργίας	11.33	10.57	11.30	13.00	12.24	12.98	8.95	10.90	9.03
7. Προσωπικό το έτος t-1	48.29	23.45	47.27	18.92	10.80	18.75	28.61	24.13	28.43
8. Κέρδη προ φόρων / Ίδια Κεφάλαια	0.17	-0.13	0.16	0.06	-0.39	0.05	0.27	0.15	0.26
9. Κέρδη προ φόρων / Σύνολο Ενεργητικού	0.05	-0.03	0.05	0.03	-0.07	0.02	0.12	0.03	0.12
10. Μικτό Κέρδος / Καθαρές Πωλήσεις	0.23	0.17	0.23	0.35	0.28	0.35	0.25	0.21	0.25
11.Λειτουργικά Κέρδη / Καθαρές Πωλήσεις	0.03	-0.10	0.02	0.04	-0.13	0.03	0.13	0.05	0.12
12. Καθαρά Κέρδη προ φόρων / Καθαρές Πωλήσεις	0.02	-0.11	0.02	-0.02	-0.22	-0.02	0.11	0.03	0.11
13. Αποσβέσεις / Καθαρό Πάγιο Ενεργητικό	0.49	0.42	0.49	0.53	0.41	0.53	0.41	0.35	0.41
14. Ίδια Κεφάλαια / Παθητικό	0.43	0.29	0.42	0.58	0.28	0.57	0.52	0.42	0.52
15. Χρηματοοικονομικά Έξοδα / Καθαρές Πωλήσεις	0.03	0.06	0.03	0.05	0.16	0.06	0.03	0.09	0.03
16. Απαιτήσεις x 360 / Πωλήσεις	130.57	175.45	132.43	66.57	123.35	67.79	138.78	203.11	141.48
17. Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις x 360 / Κόστος Πωλήσεων	136.77	215.45	140.02	154.75	269.98	157.22	156.30	227.77	159.30
18. Αποθέματα x 360 / Κόστος Πωλήσεων	114.62	150.26	116.09	24.63	31.58	24.78	128.84	215.31	132.48
19. Καθαρές Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού	1.09	0.79	1.08	0.86	0.50	0.85	1.08	0.76	1.07
20. Καθαρές Πωλήσεις / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	2.66	1.37	2.61	5.10	1.78	5.03	3.54	1.65	3.46
21. Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	1.69	1.19	1.67	2.62	1.33	2.59	3.16	1.92	3.11
22. Κυκλοφορούν Ενεργητικό - Αποθέματα / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	1.10	0.74	1.09	2.26	1.11	2.23	2.20	1.02	2.15
23. Καθαρές Πωλήσεις (σε εκατ. ευρώ)	4.35	2.00	4.26	1.18	0.78	1.17	2.56	2.87	2.57
24. Αξία επιβαρυντικών την τελευταία τριετία / Πλέον πρόσφατες πωλήσεις	0.02	1.36	0.08	0.03	2.24	0.08	0.07	1.37	0.12
25. Τεμάχια επιβαρυντικών την τελευταία τριετία	0.48	24.67	1.48	0.34	19.72	0.75	0.72	46.96	2.67
26. Καθυστερημένοι λογαριασμοί (Δυσμενή τύπου 1 την τελευταία τριετία)	2.84%	33.98%	4.13%	2.29%	35.21%	3.00%	2.22%	39.59%	3.79%
27. Ακάλυπτες επιταγές (Δυσμενή τύπου 2 την τελευταία τριετία)	1.36%	33.76%	2.70%	1.12%	38.03%	1.92%	1.74%	44.08%	3.52%
28. Κατασχέσεις (Δυσμενή τύπου 3 την τελευταία τριετία)	6.69%	48.01%	8.40%	4.17%	48.36%	5.12%	6.29%	51.02%	8.17%
29. Πληστηριασμοί ακινήτων (Δυσμενή τύπου 4 την τελευταία τριετία)	1.22%	17.63%	1.90%	0.58%	14.08%	0.87%	1.54%	17.55%	2.21%
30. Άλλοι πληστηριασμοί (Δυσμενή τύπου 5 την τελευταία τριετία)	0.80%	16.50%	1.45%	1.09%	26.76%	1.64%	0.72%	19.59%	1.51%
31. Αιτήσεις πτώχευσης (Δυσμενή τύπου 6 την τελευταία τριετία)	0.95%	19.35%	1.71%	0.68%	13.62%	0.96%	0.61%	14.29%	1.18%
32. Κήρυξη πτώχευσης (Δυσμενή τύπου 7 την τελευταία τριετία)	0.31%	11.10%	0.76%	0.27%	10.33%	0.48%	0.45%	20.82%	1.30%
33α. Μη εμφάνιση δυσμενών	89.78%	31.36%	87.36%	92.69%	30.52%	91.36%	90.25%	31.43%	87.78%
33β. Εμφάνιση δυσμενών το έτος t-1	3.91%	59.11%	6.19%	2.77%	63.85%	4.08%	4.28%	58.37%	6.56%
33γ. Εμφάνιση δυσμενών το έτος t-2 και t-3	6.31%	9.53%	6.44%	4.54%	63.85%	4.56%	5.47%	10.20%	5.67%

* Για τις μεταβλητές 3 έως 25 παρουσιάζονται οι μέσοι όροι των μεταβλητών, ενώ για τις υπόλοιπες μεταβλητές παρουσιάζονται τα ποσοστά των επιχειρήσεων που έχουν το αντίστοιχο χαρακτηριστικό.

Για κάθε κλάδο, χρησιμοποιώντας την αντίστοιχη βάση δεδομένων, δημιουργήθηκαν πέντε σύνολα δεδομένων. Για το πρώτο σύνολο οι παρατηρήσεις που αντιστοιχούν στο έτος 1998 αποτελούν το δείγμα εκμάθησης, ενώ οι παρατηρήσεις που αντιστοιχούν στη χρονική περίοδο 1999-2003 αποτελούν το δείγμα ελέγχου. Για το δεύτερο σύνολο οι παρατηρήσεις που αντιστοιχούν στα έτη 1998-1999 αποτελούν το δείγμα εκμάθησης, ενώ οι παρατηρήσεις της χρονικής περιόδου 2000-2003 αποτελούν το δείγμα ελέγχου. Για την κατασκευή των υπόλοιπων συνόλων ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία (βλ. Σχήμα 2.14).



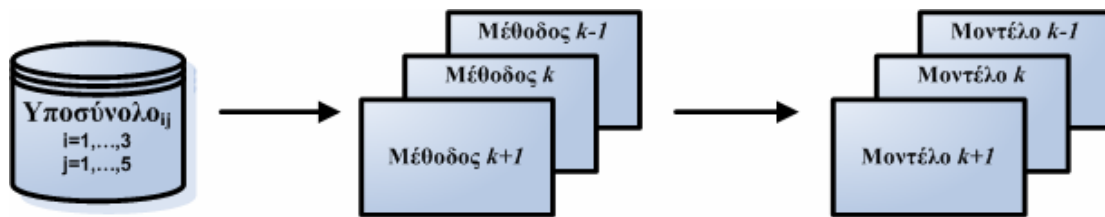
Σχήμα 2.14: Σύνθεση δειγμάτων εκπαίδευσης και ελέγχου των 5 συνόλων κάθε κλάδου

2.4 Πειραματικός σχεδιασμός

Το πείραμα που πραγματοποιήθηκε μπορεί να χωριστεί σε πέντε βήματα, τα οποία αναλύονται στη συνέχεια.

1^ο βήμα

Στο πρώτο βήμα πραγματοποιείται μια σύγκριση των προαναφερθέντων μεθόδων ή εναλλακτικά των μοντέλων που κατασκευάστηκαν βάσει των μεθόδων αυτών. Μέσω της εφαρμογής κάθε μεθόδου, σε κάθε ένα από τα πέντε σύνολα δεδομένων κάθε κλάδου, αναπτύχθηκαν και ελέγχθηκαν τα αντίστοιχα μοντέλα ταξινόμησης (Σχήμα 2.15). Σκοπός του βήματος αυτού είναι να εντοπίσει τη μέθοδο εκείνη, αν βέβαια αυτή υφίσταται, που παρέχει τα καλύτερα αποτελέσματα.

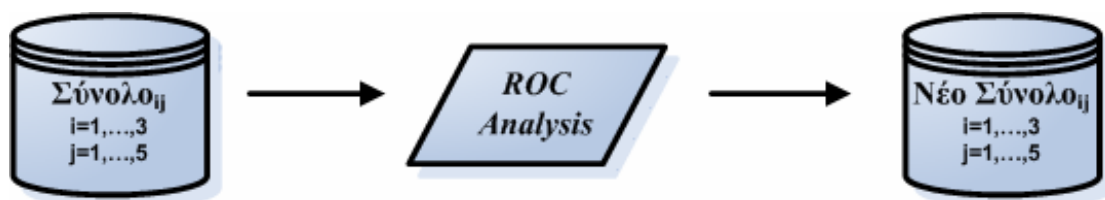


Σχήμα 2.15: Γραφική αναπαράσταση 1^{ου} βήματος

2^ο βήμα

Όπως προαναφέρθηκε στην παράγραφο 2.3, η οικονομική κατάσταση των επιχειρήσεων αποτυπώνεται βάσει των επιδόσεων τους σε 33 κριτήρια-μεταβλητές. Στο βήμα αυτό, μέσω μιας διαδικασίας η οποία πραγματοποιήθηκε για κάθε κλάδο ξεχωριστά, επιλέχθηκαν οι πιο σημαντικές από τις μεταβλητές αυτές και παρήχθησαν τρεις νέες βάσεις δεδομένων, μια για κάθε κλάδο (Σχήμα 2.16).

Αρχικά, για κάθε μεταβλητή, χρησιμοποιώντας όλες τις τιμές που λαμβάνει εντός της βάσης δεδομένων του εκάστοτε κλάδου, κατασκευάστηκε η καμπύλη ROC²⁶ (*Receiver Operating Characteristic*) και υπολογίστηκε το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη (*Area Under Curve – AUC*). Μεταβλητές για τις οποίες το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ήταν περίπου ίσο με 0.5, θεωρούταν ότι δεν διαθέτουν ουσιαστική διακριτική ικανότητα. Η στατιστική σημαντικότητα του εμβαδού κάτω από την καμπύλη κάθε μεταβλητής ελέγχθηκε διαμορφώνοντας το αντίστοιχο 95% διάστημα εμπιστοσύνης με τη διαδικασία που προτάθηκε από τους DeLong et. al. (1988). Μεταβλητές για τις οποίες το διάστημα εμπιστοσύνης περιλάμβανε το 0.5 εξαιρέθηκαν ως μη σημαντικές. Επίσης, από τις μεταβλητές 8-12 επιλέχθηκε μόνο η μεταβλητή εκείνη που είχε το μεγαλύτερο εμβαδόν κάτω από την καμπύλη²⁷. Ομοίως για τις μεταβλητές 19-20 και 21-22.



Σχήμα 2.16: Γραφική αναπαράσταση 2^{ου} βήματος

Στη συνέχεια, για κάθε μια από τις καινούργιες βάσεις δεδομένων παρήχθησαν πέντε καινούργια σύνολα δεδομένων ακολουθώντας τη διαδικασία που περιγράφηκε στη

²⁶ Ανάλυση της εν λόγω μεθοδολογίας πραγματοποιείται στη § 3.1.

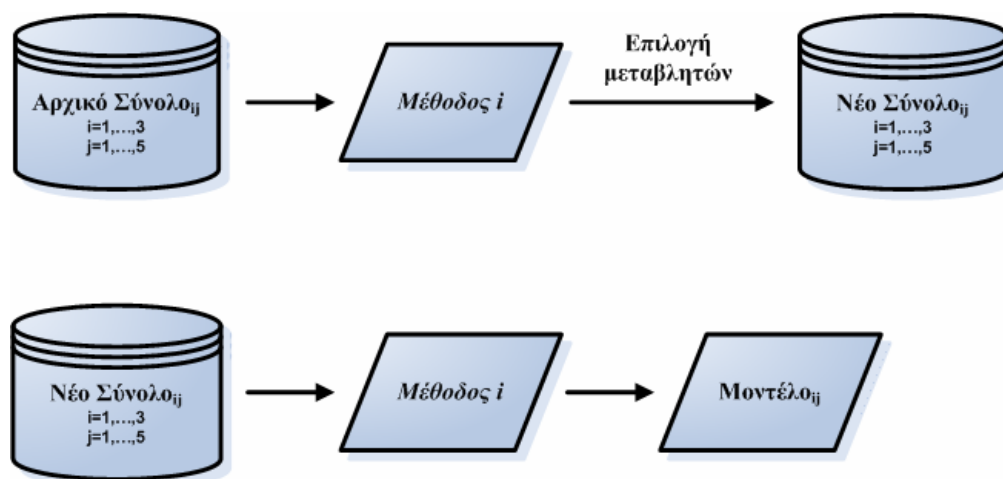
²⁷ Λόγω συνάφειας των προαναφερθέντων μεταβλητών (βλ. Πίνακα 2.13).

παράγραφο 2.3. Μέσω της εφαρμογής κάθε μεθόδου, σε κάθε ένα από τα καινούργια σύνολα δεδομένων κάθε κλάδου, αναπτύχθηκαν και ελέγχθηκαν τα αντίστοιχα μοντέλα ταξινόμησης. Σκοπός του βήματος αυτού είναι να διερευνήσει κατά πόσον η εξαίρεση των μη σημαντικών μεταβλητών επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα. Δηλαδή, αν η χρησιμοποίηση μόνο των σημαντικών μεταβλητών επιφέρει βελτίωση στην προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων που αναπτύχθηκαν στο 1^ο βήμα.

3^ο βήμα

Στο βήμα αυτό πραγματοποιήθηκε μια ανάλυση παρόμοια με αυτή του προηγούμενου βήματος. Η βασική διαφορά είναι ότι στο βήμα αυτό ο καθορισμός των σημαντικών μεταβλητών πραγματοποιείται μέσω των ίδιων των μεθόδων. Η διαδικασία επιλογής των μεταβλητών που ακολουθήθηκε για κάθε μέθοδο αναλύεται στη παράγραφο 2.5 και **πραγματοποιήθηκε για κάθε σύνολο κάθε κλάδου**.

Δηλαδή, για κάθε μέθοδο μέσω της αντίστοιχης διαδικασίας επιλογής των σημαντικότερων μεταβλητών, **κατασκευάστηκαν πέντε νέα σύνολα δεδομένων για κάθε κλάδο**, από τα αρχικά σύνολα του 1^{ου} βήματος. Εφαρμόζοντας κάθε μέθοδο στα αντίστοιχα και καινούργια σύνολα δεδομένων, αναπτύχθηκαν και ελέγχθηκαν τα αντίστοιχα μοντέλα (Σχήμα 2.17). Το βήμα αυτό επαναλήφθηκε θεωρώντας ως αρχικά σύνολα δεδομένων αυτά του 2^{ου} βήματος.



Σχήμα 2.17: Γραφική αναπαράσταση 3^{ου} βήματος

Όπως προαναφέρθηκε τα βήματα 2 και 3, πραγματοποιήθηκαν για να εξεταστεί κατά πόσον η εξαίρεση των μη σημαντικών μεταβλητών οδηγεί στην ανάπτυξη

αποτελεσματικότερων μοντέλων. Τα βήματα αυτά όμως πραγματοποιήθηκαν και για έναν ακόμη λόγο. Ένα μοντέλο είναι σχεδόν ανέφικτο να αξιολογεί την εκάστοτε επιχείρηση βάσει αρκετών χαρακτηριστικών, για τον απλούστατο λόγο ότι η συλλογή πληροφοριών σχετικά με τις επιδόσεις της επιχείρησης στα επιμέρους χαρακτηριστικά είναι μια ιδιαίτερα δύσκολη διαδικασία.

4^ο βήμα

Από τον Πίνακα 2.1 γίνεται αντιληπτό ότι ο αριθμός των ασυνεπών επιχειρήσεων σε καθένα από τα πέντε σύνολα κάθε κλάδου, είναι αρκετά μικρότερος από αυτόν των συνεπών. Ορισμένοι ερευνητές υποστηρίζουν ότι ένα μοντέλο παρέχει καλύτερα αποτελέσματα όταν αυτό εκπαιδεύεται μέσω ενός δείγματος στο οποίο ο αριθμός των συνεπών και των ασυνεπών επιχειρήσεων είναι ο ίδιος. Άλλοι ερευνητές πιστεύουν ότι η εκπαίδευση ενός μοντέλου πρέπει να πραγματοποιείται μέσω ενός δείγματος εκμάθησης στο οποίο η αναλογία συνεπών και ασυνεπών επιχειρήσεων αντικατοπτρίζει την πραγματικότητα. Σκοπός της πραγματοποίησης λοιπόν του τέταρτου βήματος είναι να εξεταστεί κατά πόσον η χρήση «ισορροπημένων» δειγμάτων εκμάθησης παρέχει καλύτερα αποτελέσματα.

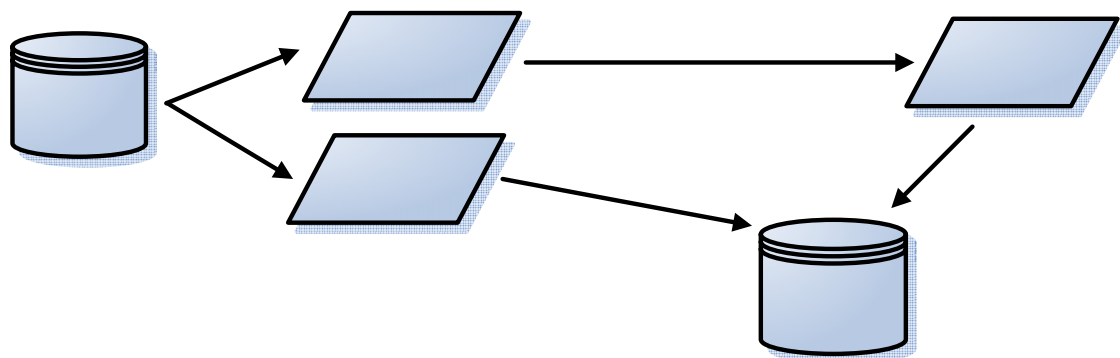
Για την πραγματοποίηση του βήματος αυτού αρχικά χρησιμοποιήθηκαν τα πέντε σύνολα που δημιουργήθηκαν για κάθε κλάδο στο δεύτερο βήμα, δηλαδή τα σύνολα που περιέχουν τις επιδόσεις των επιχειρήσεων στις μεταβλητές που προέκυψαν από την πραγματοποίηση της ανάλυσεως ROC. Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί ότι χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα σύνολα του 2^{ου} βήματος επειδή παρατηρήθηκε ότι τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν βάσει των συνόλων αυτών, παρείχαν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τα αντίστοιχα του 1^{ου} βήματος (βλ. παράγραφο 3.3).

Για κάθε ένα από τα σύνολα αυτά και από το δείγμα εκμάθησής τους κατασκευάστηκαν 50 νέα δείγματα εκμάθησης, ενώ το δείγμα ελέγχου παρέμεινε το ίδιο. Ουσιαστικά δημιουργήθηκαν 50 καινούργια «υποσύνολα» για κάθε σύνολο. Στα νέα δείγματα εκμάθησης, ο αριθμός των συνεπών και των ασυνεπών επιχειρήσεων είναι ο ίδιος και ίσος με το πλήθος των ασυνεπών επιχειρήσεων εντός των αρχικών δειγμάτων εκμάθησης²⁸ (Σχήμα 2.18). Η επιλογή των συνεπών επιχειρήσεων, από τα αρχικά δείγματα εκμάθησης, οι οποίες ενταχθήκαν στα νέα δείγματα έγινε με τυχαίο τρόπο. Για παράδειγμα, από το πρώτο σύνολο του βιομηχανικού κλάδου προέκυψαν 50 καινούργια «υποσύνολα» των οποίων τα δείγματα εκμάθησης περιέχουν 234

²⁸ Επειδή ο αριθμός των ασυνεπών επιχειρήσεων εντός των δειγμάτων εκμάθησης κάθε συνόλου είναι αρκετά μικρός (βλ. Πίνακα 2.2), όλες οι ασυνεπείς επιχειρήσεις των αρχικών δειγμάτων εκμάθησης εντάχθηκαν και στα καινούργια.

ασυνεπείς επιχειρήσεις και 234 συνεπείς τυχαία επιλεγμένες (βλ. Πίνακα 2.2)

Εφαρμόζοντας πάλι κάθε μέθοδο στα 50 νέα δείγματα κάθε συνόλου κατασκευάστηκαν και ελέγχθηκαν τα αντίστοιχα μοντέλα. Η δημιουργία και η χρήση των 50 δειγμάτων αποσκοπεί στην εξαγωγή ασφαλέστερων συμπερασμάτων.



Σχήμα 2.18: Σχηματική αναπαράσταση της διαδικασίας κατασκευής των ισορροπημένων δειγμάτων

5^ο βήμα

Δείγμα Εκμάθησης

Τέλος, στο πέμπτο βήμα πραγματοποιήθηκε μια ανάλυση «ευστάθειας» των μοντέλων εκείνων που αναπτύχθηκαν στο πρώτο βήμα του πειράματος βάσει των **τέταρτων** συνόλων των τριών κλάδων (βάσει των δειγμάτων εκμάθησης των συνόλων αυτών). Η ανάλυση δεν πραγματοποιήθηκε και για τα υπόλοιπα σύνολα **Ελέγχου** κάθε κλάδου λόγω αυξημένου υπολογιστικού φόρτου.

Η ανάλυση ευστάθειας πραγματοποιήθηκε προκαλώντας μια «διαταραχή» στις τιμές των δειγμάτων ελέγχου των συνόλων αυτών. Στις συνεχείς μεταβλητές των δειγμάτων ελέγχου, εισήχθη πολλαπλασιαστικός θόρυβος που ακολουθεί την κανονική κατανομή με μέση τιμή μηδέν και τυπική απόκλιση 0.1, 0.2, 0.3 και 0.5 (τέσσερα «επίπεδα» θορύβου). Δηλαδή, αν μια επιχείρηση έχει σε μια μεταβλητή επίδοση x , η επίδοση της μετά την εισαγωγή του θορύβου, έστω θ η τιμή του θορύβου, θα είναι $x + x\theta$.

Αναφορικά με τις τρεις πρώτες μεταβλητές η διαδικασία που ακολουθήθηκε ήταν διαφορετική, λόγω του ότι οι μεταβλητές αυτές είναι δυαδικές. Για το πρώτο επίπεδο θορύβου και για κάθε μεταβλητή ξεχωριστά επιλέχθηκε τυχαία το 5% των επιχειρήσεων που στη συγκεκριμένη μεταβλητή είχαν επίδοση 0 και το 5% των επιχειρήσεων που στη συγκεκριμένη μεταβλητή είχαν επίδοση 1, και μεταβλήθηκαν οι επιδόσεις τους (σύνολο 10%). Δηλαδή, αν μια επιχείρηση είχε επίδοση 0 σε μια

δυναδική μεταβλητή η νέα της επίδοση θα είναι 1, και το αντίστροφο. Για το δεύτερο επίπεδο θορύβου επιλέχθηκε το 10% των αντίστοιχων επιχειρήσεων, για το τρίτο το 15%, για το τέταρτο το 25% και ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία.

Όσον αφορά τις τιμές των μεταβλητών 26 έως 33 (δυναδικές μεταβλητές) αυτές δεν μεταβλήθηκαν, λόγω του ότι οι τιμές που λαμβάνει η μεταβλητή 33 προκύπτουν βάσει των αντίστοιχων τιμών των μεταβλητών 26 έως 32 (βλ. Πίνακα 2.3). Οι μεταβλητές αυτές καθώς και οι μεταβλητές 24 και 25 σχετίζονται με το πιστωτικό παρελθόν της εκάστοτε επιχείρησης. Επομένως, μεταβάλλοντας τις τιμές των μεταβλητών 24 και 25, ουσιαστικά μεταβάλλονται τα δεδομένα που αφορούν το πιστωτικό παρελθόν της εκάστοτε επιχείρησης.

Η όλη διαδικασία, για τις συνεχείς και τις τρεις δυναδικές μεταβλητές, επαναλήφθηκε εκατό φορές για κάθε «επίπεδο» θορύβου, δηλαδή κατασκευάστηκαν για κάθε κλάδο ξεχωριστά τετρακόσια νέα δείγματα ελέγχου (Σχήμα 2.19).

Στο βήμα αυτό λοιπόν πραγματοποιείται ένας ενδεδειγμένος έλεγχος των ήδη ανεπτυγμένων συστημάτων, αφού μόνο το δείγμα ελέγχου μεταβάλλεται. Μέσω της εισαγωγής θορύβου ουσιαστικά εξετάζεται η ευστάθεια των μοντέλων ή εναλλακτικά η αποτελεσματικότητά τους, όταν αυτά καλούνται να αξιολογήσουν επιχειρήσεις οι επιδόσεις των οποίων διαφέρουν από τις αντίστοιχες των επιχειρήσεων της βάσης δεδομένων.



* τα μοντέλα αυτά αναπτύχθηκαν
βάσει των δειγμάτων εκμάθησης των συνόλων $i4$

Σχήμα 2.19: Διαδικασία ελέγχου σταθερότητας μοντέλων

2.5 Διαδικασίες επιλογής μεταβλητών

2.5.1 Forward stepwise

Όσον αφορά τη διακριτική ανάλυση και τη λογιστική παλινδρόμηση η επιλογή των σημαντικών μεταβλητών έγινε βάσει της προσεγγίσεως *Forward Stepwise*. Κατά την προσέγγιση αυτή, ξεκινώντας από ένα αρχικό «εικονικό» μοντέλο (*null model*), σταδιακά εισάγονται μεταβλητές μέχρι την κατασκευή ενός μοντέλου που ικανοποιεί κάποια κριτήρια. Η εφαρμογή της διαδικασίας αυτής για τη λογιστική παλινδρόμηση περιγράφεται στα ακόλουθα βήματα. Αντίστοιχη περιγραφή της διαδικασίας για τη διακριτική ανάλυση δίνεται στο βιβλίο του Huberty (1994).

Βήμα 1: Αρχικά κατασκευάζεται ένα «εικονικό» μοντέλο το οποίο δεν περιέχει καμία μεταβλητή και υπολογίζεται η πιθανοφάνεια του (*log-likelihood*), έστω L_0 . Η παράμετρος αυτή μετρά κατά πόσον οι τιμές μιας εξαρτημένης μεταβλητής μπορούν να εκτιμηθούν βάσει των τιμών των ανεξάρτητων μεταβλητών. Το μοντέλο αυτό περιέχει μόνο το σταθερό όρο ο οποίος υπολογίζεται ως εξής:

$$b = \ln \frac{\text{Σύνολο ασυνεπών επιχειρήσεων εντός του δείγματος εκμάθησης}}{\text{Σύνολο συνεπών επιχειρήσεων εντός του δείγματος εκμάθησης}} \quad [31]$$

Βήμα 2: Εν συνεχεία, εισέρχεται στο «εικονικό» μοντέλο μια από τις μεταβλητές της ανάλυσεως, έστω N το πλήθος των μεταβλητών. Για το καινούργιο μοντέλο υπολογίζεται πάλι η παράμετρος *log-likelihood*, έστω L_1 , η διαφορά $R = -2(L_0 - L_1)$ καθώς και η παράμετρος *p-value* του μοντέλου αυτού ή εναλλακτικά της μεταβλητής αυτής. Η παράμετρος *p-value* στην ουσία μετρά το κατά πόσον τα δύο μοντέλα διαφέρουν μεταξύ τους. Το βήμα αυτό πραγματοποιείται για όλες τις μεταβλητές, δηλαδή N φορές. Η μεταβλητή με τη μικρότερη *p-value* είναι υποψήφια για να εισέλθει στο μοντέλο. Αν η τιμή της παραμέτρου *p-value* της μεταβλητής αυτής είναι μικρότερη του 0.05, η μεταβλητή θεωρείται σημαντική και τελικά εισέρχεται στην ανάλυση. Στην αντίθετη περίπτωση η διαδικασία τερματίζεται. Έστω x_1 η μεταβλητή που εισέρχεται στην ανάλυση.

Βήμα 3: Στο βήμα αυτό επαναλαμβάνεται η διαδικασία του βήματος 2. Ως αρχικό μοντέλο του βήματος αυτού θεωρείται το μοντέλο που έχει αναπτυχθεί βάσει της x_1 μεταβλητής. Έστω x_2 η καινούργια μεταβλητή που εισέρχεται στην ανάλυση στο βήμα αυτό και x_{total} το σύνολο των μεταβλητών μέχρι το

βήμα αυτό.

Βήμα 4: Στο βήμα αυτό αφαιρείται μια από τις μεταβλητές, έστω x , του συνόλου x_{total} και παράγεται ένα καινούργιο μοντέλο από τις μεταβλητές $x_{total} - x$. Για το καινούργιο μοντέλο υπολογίζεται η παράμετρος p -value. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται για όλες τις μεταβλητές του συνόλου x_{total} και υποψήφια μεταβλητή προς αποχώρηση είναι αυτή που όταν εξαιρείται, το μοντέλο το οποίο παράγεται έχει τη μεγαλύτερη p -value, έστω p_{max} . Αν $p_{max} > 0.01$ η μεταβλητή εξαιρείται από την ανάλυση. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται για να εξεταστεί κατά πόσον μια μεταβλητή, η οποία είχε εισέλθει στην ανάλυση σε κάποια προηγούμενη επανάληψη του αλγορίθμου, παραμένει σημαντική.

Ο αλγόριθμος συνεχίζει, δηλαδή πάλι επιλέγεται μια μεταβλητή για να εισέλθει στο μοντέλο και έπειτα εξετάζεται αν από το καινούργιο μοντέλο μπορεί να εξαιρεθεί μια μεταβλητή. Η διαδικασία *Forward Stepwise* τερματίζεται όταν για όλες τις μεταβλητές που δεν έχουν εισέλθει στο μοντέλο η παράμετρος p -value είναι μεγαλύτερη του 0.05 και συγχρόνως δεν μπορεί να εξαιρεθεί κάποια μεταβλητή από αυτές που ήδη έχουν εισέλθει στην ανάλυση.

Εφαρμόζοντας τη διαδικασία *Forward Stepwise*, ουσιαστικά αναπτύσσεται ένα καινούργιο μοντέλο με λιγότερες μεταβλητές από το αντίστοιχο μοντέλο που αναπτύχθηκε βάσει του αρχικού συνόλου. Αν στο μοντέλο αυτό ο συντελεστής μιας μεταβλητής είχε διαφορετικό πρόσημο από το επιθυμητό (βλ. Πίνακα 2.3), τότε η μεταβλητή εξαιρούταν από την ανάλυση.

2.5.2 Ανάλυση ευαισθησίας

Όσον αφορά τα νευρωνικά δίκτυα, οι σημαντικότερες μεταβλητές εντοπίστηκαν πραγματοποιώντας μια ανάλυση ευαισθησίας (Masters, 1993 και Noble et. al., 2000) Μέσω της προαναφερθείσας ανάλυσης ουσιαστικά εξετάζεται η σχέση της εκάστοτε μεταβλητής με το εξαγόμενο αποτέλεσμα. Η διαδικασία υλοποιείται ως εξής:

1. Αρχικά προσδιορίζεται η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή που λαμβάνει η εκάστοτε μεταβλητή εντός του δείγματος εκμάθησης. Δηλαδή καθορίζεται το εύρος των τιμών της π.χ. $[a, b]$, βάσει του οποίου υπολογίζονται πέντε τιμές (t_k) για την μεταβλητή i κατά τον ακόλουθο τρόπο:

$$t_{ik} = a + k(b - a) / 4, \quad k = 0, 1, 2, 3, 4, \quad i = 1, \dots, n$$

2. Στη συνέχεια για κάθε παρατήρηση του δείγματος εκμάθησης πραγματοποιείται η εξής διαδικασία. Η επίδοση της παρατήρησης στην μεταβλητή i λαμβάνει την τιμή t_{i0} και η «καινούργια» παρατήρηση εισέρχεται στο μοντέλο, το οποίο έχει ήδη αναπτυχθεί. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για όλες τις τιμές t_{ik} της μεταβλητής i και καταγράφεται η μέγιστη διαφορά των βαθμολογιών των «καινούργιων» παρατηρήσεων (από τη βαθμολογία της αρχικής παρατήρησης), έστω $d \max_i$. Το βήμα αυτό επαναλαμβάνεται για όλες τις μεταβλητές. Έπειτα, η μέγιστη διαφορά κάθε μεταβλητής κανονικοποιείται, δηλαδή διαιρείται με το άθροισμα των επιμέρους μέγιστων διαφορών ($d \max_i' = \frac{d \max_i}{\sum_{i=1}^n d \max_i}$).

3. Αφού το προηγούμενο βήμα πραγματοποιηθεί για όλες τις παρατηρήσεις, για κάθε μεταβλητή θα έχουν υπολογιστεί m μέγιστες διαφορές (έστω m το πλήθος των παρατηρήσεων). Υπολογίζοντας για κάθε μεταβλητή τη μέση τιμή των διαφορών αυτών δύναται να εκτιμηθεί η σημαντικότητα της.

Ουσιαστικά μέσω της περιγραφείσας διαδικασίας, προσδιορίζεται η «ευαισθησία» w_1, w_2, \dots, w_n των n μεταβλητών, η οποία μπορεί να θεωρηθεί ως «βάρος» των μεταβλητών, καθώς $w_i \geq 0$ για κάθε $i=1, 2, \dots, n$ και $w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$. Το μέγεθος αυτό δείχνει κατά πόσον μια μεταβολή στην τιμή της μεταβλητής δύναται να επηρεάσει το εξαγόμενο αποτέλεσμα. Μεταβλητές που παρουσιάζουν υψηλή τιμή στο μέγεθος αυτό θεωρούνται σημαντικές.

Με την ολοκλήρωση του υπολογισμού της ευαισθησίας των μεταβλητών, ως πιο σημαντικές επιλέχθηκαν οι k μεταβλητές με την υψηλότερη βαρύτητα, το συνολικό βάρος των οποίων είναι τουλάχιστον 95%.

Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί ότι για όλες τις τοπολογίες νευρωνικών δικτύων ως σημαντικές θεωρήθηκαν οι μεταβλητές που προέκυψαν εφαρμόζοντας την προαναφερθείσα διαδικασία μόνο στα νευρωνικά δίκτυα με 2 ενδιάμεσα επίπεδα και 12 κόμβους σε καθένα από αυτά.

2.5.3 Bootstrap estimation

Όσον αφορά τα Support Vector Machines, η επιλογή των σημαντικών μεταβλητών έγινε βάσει μιας ανάλυσης *bootstrap*. Αρχικά, για κάθε σύνολο κάθε κλάδου μέσω της τεχνικής επαναληπτικής δειγματοληψίας *bootstrap*, η οποία αναλύεται στο παράρτημα, κατασκευαστήκαν 1000 νέα υποσύνολα ή εναλλακτικά 1000 δείγματα *bootstrap*. Εφαρμόζοντας την εν λόγω μεθοδολογία στα 1000 νέα υποσύνολα, αναπτύχθηκαν 1000 νέα μοντέλα. Ουσιαστικά παρήχθησαν 1000 εκτιμήσεις για τις τιμές των συντελεστών των μεταβλητών.

Εν συνεχεία, επιλέγοντας ως επίπεδο εμπιστοσύνης το 95%, όσον αφορά τις 1000 εκτιμήσεις, προσδιορίστηκε ένα άνω και ένα κάτω όριο για τις τιμές κάθε συντελεστή. Αν η τιμή 0 περιλαμβάνονταν εντός του εύρους τιμών που όριζαν τα όρια αυτά, τότε η μεταβλητή που αντιστοιχούσε στον συντελεστή αυτό εξαιρούταν από την ανάλυση. Επίσης, αν ο συντελεστής μιας μεταβλητής είχε διαφορετικό πρόσημο από το επιθυμητό, τότε η μεταβλητή αυτή δεν συμπεριλαμβανόταν στην ανάλυση.

Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί ότι για τα τετραγωνικά και για τα Radial Basis Function Support Vector Machines η περιγραφείσα διαδικασία δεν πραγματοποιήθηκε. Ως σημαντικές μεταβλητές στην περίπτωση των συγκεκριμένων SVM's, θεωρήθηκαν οι μεταβλητές που εξήγαγαν τα γραμμικά Support Vector Machines.

Για την επιλογή των σημαντικότερων μεταβλητών μέσω του γραμμικού προγραμματισμού ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία, μόνο που στην περίπτωση αυτή κατασκευάστηκαν 500 δείγματα *bootstrap*, λόγω υψηλού υπολογιστικού φόρτου.

Τέλος, όπως προαναφέρθηκε κατά τη μεθοδολογία UTADIS, βάσει ενός συνόλου εκμάθησης, αναπτύσσεται ένα υπόδειγμα σύνθεσης των κριτηρίων το οποίο δύναται να αποδώσει ένα συντελεστή σημαντικότητας (βάρος) σε κάθε ένα από αυτά. Επομένως, οι πιο σημαντικές μεταβλητές για κάθε σύνολο επιλέχθηκαν αθροίζοντας τα βάρη των μεταβλητών του αντίστοιχου μοντέλου από το μεγαλύτερο προς το μικρότερο και επιλέγοντας ένα επίπεδο εμπιστοσύνης της τάξεως του 85%.

Επίσης, αναφέρεται ότι η διαδικασία επιλογής των σημαντικότερων μεταβλητών δεν πραγματοποιήθηκε για τη μεθοδολογία CART, αφού κατά την ανάπτυξη των μοντέλων του 1^{ου} και του 2^{ου} βήματος, βάσει της εν λόγω μεθοδολογίας, χρησιμοποιήθηκε η τεχνική *pruning*.

3. Αποτελέσματα

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα του πειράματος. Ο έλεγχος της αποτελεσματικότητας των μοντέλων που αναπτύχθηκαν για κάθε κλάδο, στα τέσσερα πρώτα βήματα της πειραματικής διαδικασίας, πραγματοποιήθηκε βάσει δύο κριτηρίων τα οποία παρουσιάζονται στην επόμενη παράγραφο. Τα κριτήρια αυτά χρησιμοποιήθηκαν και για τον έλεγχο της ευστάθειας των μοντέλων (5^ο βήμα).

3.1 Κριτήρια ελέγχου

Η μέση ακρίβεια (*average accuracy*) αποτελεί το πρώτο κριτήριο ελέγχου των μοντέλων που αναπτύχθηκαν στη παρούσα εργασία. Συμβολίζοντας ως:

- y_i , την πραγματική ταξινόμηση της επιχείρησης i
- \tilde{y}_i , την εκτιμώμενη ταξινόμηση της επιχείρησης i
- A , το πλήθος των συνεπών επιχειρήσεων για τις οποίες ισχύει $y_i = \tilde{y}_i$
- B , το πλήθος των ασυνεπών επιχειρήσεων για τις οποίες ισχύει $y_i \neq \tilde{y}_i$
- Σ , το σύνολο των συνεπών επιχειρήσεων εντός του δείγματος ελέγχου και
- $A\Sigma$, το σύνολο των ασυνεπών επιχειρήσεων εντός του δείγματος ελέγχου, η μέση ακρίβεια ενός μοντέλου υπολογίζεται ως εξής:

$$\text{Μέση ακρίβεια} = \frac{A / \Sigma + B / A\Sigma}{2} \quad [36]$$

Εκτός από τη μέση ακρίβεια, ένα σύνηθες κριτήριο ελέγχου της αποτελεσματικότητας ενός μοντέλου είναι η συνολική ακρίβεια, η οποία ορίζεται ως το πλήθος των επιχειρήσεων (συνεπών και ασυνεπών) για τις οποίες ισχύει $y_i = \tilde{y}_i$, προς το συνολικό πλήθος των επιχειρήσεων εντός του δείγματος ελέγχου. Το μέγεθος αυτό όμως μπορεί να οδηγήσει σε λανθασμένα συμπεράσματα, κυρίως σε περιπτώσεις όπου παρατηρείται σημαντική ανισορροπία στο μέγεθος των κατηγοριών.

Για παράδειγμα, έστω ότι έχουμε 1000 επιχειρήσεις εκ των οποίων οι 900 είναι συνεπείς και οι 100 ασυνεπείς. Αν υποθεθεί ότι το μοντέλο ταξινομεί σωστά όλες τις συνεπείς επιχειρήσεις και λανθασμένα όλες τις ασυνεπείς, η συνολική ακρίβεια του

θα είναι 90% ενώ η μέση ακρίβεια θα είναι 50%. Αν το μοντέλο λοιπόν αξιολογηθεί βάσει του κριτηρίου της συνολικής ακρίβειας, τότε αυτό φαίνεται να είναι αρκετά αποτελεσματικό. Η διαπίστωση όμως αυτή είναι προφανώς λανθασμένη.

Ένας ακόμα διαδεδομένος τρόπος αξιολόγησης της αποτελεσματικότητας ενός μοντέλου ταξινόμησης είναι το διάγραμμα ROC (*Receiver Operating Characteristics*). Ο οριζόντιος άξονας ενός διαγράμματος ROC δείχνει το ποσοστό των επιχειρήσεων του δείγματος ελέγχου που ενώ ανήκουν στην κατηγορία των ασυνεπών, έστω C_2 , το μοντέλο τις ταξινομεί στην κατηγορία των συνεπών, έστω C_1 , (*false positive, FP*). Ο κάθετος άξονας αντίστοιχα, δείχνει το ποσοστό των επιχειρήσεων του δείγματος ελέγχου που ανήκουν στην κατηγορία των συνεπών και το μοντέλο τις ταξινομεί στη σωστή κατηγορία (*true positive, TP*).

Για την κατασκευή του διαγράμματος ROC χρησιμοποιούνται οι βαθμολογίες που αποδίδει το μοντέλο στις επιχειρήσεις του δείγματος ελέγχου. Κάθε επιχείρηση εντάσσεται σε κάποια κατηγορία συγκρίνοντας τη βαθμολογία της, έστω s_i , με ένα σημείο διαχωρισμού t (Σχέση 36).

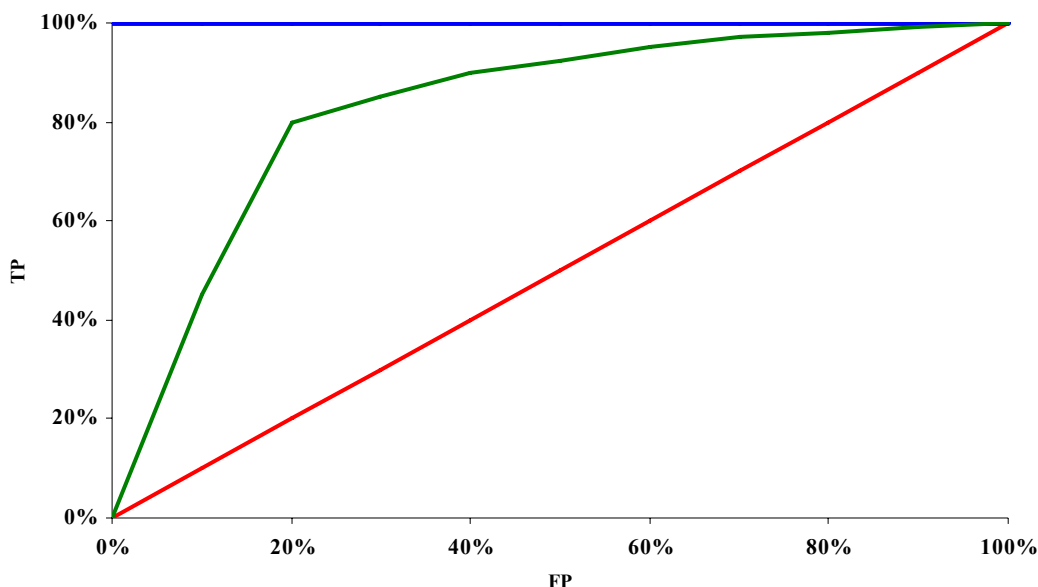
$$\begin{aligned} \text{αν } s_i > t &\Rightarrow i \in C_1 \\ \text{αν } s_i < t &\Rightarrow i \in C_2 \end{aligned} \quad [37]$$

Αποδίδοντας διαφορετικές τιμές στο σημείου διαχωρισμού, καταγράφεται η συμπεριφορά του μοντέλου στα μεγέθη TP και FP , τα οποία στη συνέχεια τοποθετούνται σε ένα γράφημα δύο αξόνων διαμορφώνοντας έτσι το διάγραμμα ROC του μοντέλου.

Ένα «τέλειο» μοντέλο ταξινομεί σωστά όλες τις επιχειρήσεις, δηλαδή οι βαθμολογίες που αποδίδει στις επιχειρήσεις της κατηγορίας C_1 είναι πάντα υψηλότερες από τις βαθμολογίες που αποδίδει στις επιχειρήσεις της κατηγορίας C_2 . Για το μοντέλο αυτό η καμπύλη ROC είναι μια ευθεία παράλληλη στον άξονα x (μπλε γραμμή στο Σχήμα 3.1). Αντίθετα, για ένα ανεπαρκές μοντέλο η καμπύλη ROC είναι μια ευθεία γραμμή που ξεκινά από την αρχή των αξόνων (κόκκινη γραμμή στο Σχήμα 3.1). Τέλος, η καμπύλη ROC ενός ικανοποιητικού μοντέλου βρίσκεται στο ενδιάμεσο των δύο περιπτώσεων (πράσινη γραμμή στο Σχήμα 3.1)

Κριτήριο για την αποτελεσματικότητα ενός μοντέλου λοιπόν αποτελεί η μορφή της καμπύλης ROC και συγκεκριμένα το εμβαδόν της περιοχής κάτω από την καμπύλη (AUC , *Area Under Curve*). Προφανώς το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη για ένα «τέλειο» μοντέλο θα λαμβάνει την τιμή 1, ενώ για ένα ανεπαρκές δεν θα υπερβαίνει

το 0.5. Για ένα ικανοποιητικό μοντέλο το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη κυμαίνεται μεταξύ του 0.5 και 1, με υψηλότερες τιμές να υποδεικνύουν υψηλότερη αποτελεσματικότητα.



Σχήμα 3.1: Διάγραμμα ROC

3.2 Επιλογή μεταβλητών

Υλοποιώντας το δεύτερο βήμα του πειράματος, δηλαδή επιλέγοντας τις πιο σημαντικές μεταβλητές μέσω της ανάλυσης ROC, τα καινούργια σύνολα που προέκυψαν για τον κλάδο της βιομηχανίας περιέχουν τις επιδόσεις των επιχειρήσεων του κλάδου αυτού σε 26 από τις 33 αρχικές μεταβλητές, ενώ για τον ξενοδοχειακό και τον κατασκευαστικό κλάδο σε 23 και 20 μεταβλητές αντίστοιχα.

Τα σύνολα αυτά στο εξής θα χαρακτηρίζονται ως A2, ενώ τα αρχικά σύνολα ως A1. Επίσης, πρέπει να αναφερθεί ότι από τα σύνολα A2 του ξενοδοχειακού κλάδου εξαιρέθηκαν οι μεταβλητές 1, 2 και 3 επειδή παρουσίαζαν μεγάλη συσχέτιση και τα αποτελέσματα της λογιστικής παλινδρόμησης και της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης ήταν μη ικανοποιητικά. Για τους ίδιους λόγους από τα σύνολα A2 του κατασκευαστικού κλάδου εξαιρέθηκε η μεταβλητή 2.

Στους πίνακες που ακολουθούν, παρουσιάζεται ανά κλάδο η σύσταση των συνόλων που προέκυψαν για την εκάστοτε μεθοδολογία πραγματοποιώντας το τρίτο βήμα του πειράματος. Υπενθυμίζεται ότι στο βήμα αυτό η επιλογή των σημαντικών μεταβλητών πραγματοποιήθηκε μέσω των εκτιμήσεων που «εξήγαγε» η εκάστοτε

μέθοδος. Ως A3, χαρακτηρίζονται τα σύνολα που προέκυψαν όταν ως αρχικά σύνολα, για την πραγματοποίηση της προαναφερθείσας ανάλυσης, χρησιμοποιήθηκαν τα σύνολα του 1^{ου} βήματος. Ως A4, χαρακτηρίζονται τα σύνολα που προέκυψαν όταν ως αρχικά σύνολα, χρησιμοποιήθηκαν τα σύνολα του 2^{ου} βήματος, δηλαδή τα σύνολα A2 (βλ. Πίνακα 3.1).

Πίνακας 3.1: Περιγραφή των συνόλων της ανάλυσης

A1	αρχικό σύνολο μεταβλητών
A2	Μεταβλητές που προέκυψαν μέσω της πραγματοποίησης της μονομεταβλητής ανάλυσης ROC
A3	Μεταβλητές του συνόλου A1 που επιλέχθηκαν ως σημαντικές με βάση τα αποτελέσματα κάθε μεθόδου
A4	Μεταβλητές του συνόλου A2 που επιλέχθηκαν ως σημαντικές με βάση τα αποτελέσματα κάθε μεθόδου

Για τον βιομηχανικό κλάδο, από τον Πίνακα 3.2 παρατηρείται ότι τα σύνολα A3 και A4 των νευρωνικών δικτύων, της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης και της λογιστικής παλινδρόμησης παρουσιάζουν ένα επαρκές πλήθος κοινών μεταβλητών. Επίσης, από τον Πίνακα 3.3 διαπιστώνεται ότι οι μεταβλητές 1, 5, 7, 9, 14, 15, 20, 30 και 33 εμφανίζονται αρκετές φορές στα σύνολα A3 και A4 των περισσότερων μεθοδολογιών, ενώ οι 3, 6, 11, 12, 21, 22, 28 και 29 φαίνεται ότι αποτελούν τις λιγότερο σημαντικές μεταβλητές.

Πίνακας 3.2: Αριθμός μεταβλητών εντός των συνόλων A3 & A4. Βιομηχανικός κλάδος.

	Μέθοδος	1o	2o	3o	4o	5o	Κοινές Μεταβλητές
A3	NN	16	18	14	17	12	12
	CART	3	3	6	8	3	2
	Γ.Δ.Α.	9	17	18	20	20	8
	Λ.Π.	12	18	19	20	20	10
	Γ.Π.	5	9	13	14	14	5
	SVM's	7	11	15	15	16	4
	UTADIS	15	17	17	10	8	7
A4	NN	16	16	15	14	13	12
	CART	3	4	7	6	5	2
	Γ.Δ.Α.	9	17	18	20	20	8
	Λ.Π.	12	17	18	18	18	10
	Γ.Π.	7	11	13	14	14	6
	SVM's	7	12	14	16	17	7
	UTADIS	10	15	14	8	7	5

Πίνακας 3.3: Συχνότητα εμφάνισης μεταβλητών εντός των συνόλων A3 & A4. Βιομ/ικός κλάδος*

Μεταβλητή	ANN	CART	Γ.Δ.Α.	Λ.Π.	Γ.Π.	SVM	UTADIS	Σύνολο
1	1	8	10	10	10	10	6	55
2	-	-	10	10	8	8	-	36
3	-	-	-	-	-	-	-	0
4	3	-	6	6	-	5	2	22
5	8	-	10	10	10	10	6	54
6	1	-	-	-	-	-	6	7
7	10	8	6	8	10	9	10	61
8	4	-	-	-	-	-	5	9
9	5	2	10	10	5	9	6	47
10	-	-	6	3	2	1	3	15
11	1	-	4	1	-	-	-	6
12	2	-	-	-	-	-	1	3
13	-	1	8	8	8	8	-	33
14	9	-	8	8	8	8	8	49
15	10	5	10	10	10	10	8	63
16	2	-	8	8	8	8	2	36
17	-	-	2	2	7	-	-	11
18	-	-	8	8	-	7	-	23
19	1	-	8	4	-	2	3	18
20	1	10	10	10	1	7	5	44
21	-	4	-	1	-	-	2	7
22	-	-	-	-	-	-	1	1
23	-	-	2	2	-	-	10	14
24	10	10	-	-	-	-	-	20
25	10	-	-	10	5	-	9	34
26	10	-	8	1	-	6	-	25
27	10	-	6	8	5	3	2	34
28	5	-	-	-	-	-	-	5
29	8	-	-	-	-	-	-	8
30	10	-	10	10	6	5	9	50
31	10	-	8	10	1	4	6	39
32	10	-	-	4	-	-	1	15
33	10	-	10	10	10	10	10	60

* οι μεταβλητές με «συχνότητα εμφάνισης» 10 εμπεριέχονται σε όλα τα σύνολα A3 και A4 της εκάστοτε μεθοδολογίας.

Όσον αφορά τον ξενοδοχειακό κλάδο (Πίνακα 3.4), παρατηρείται ότι τα σύνολα A3 και A4 των περισσότερων μεθοδολογιών αποτελούνται από λίγες μεταβλητές, με εξαίρεση τα σύνολα των νευρωνικών δικτύων, της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης και της λογιστικής παλινδρόμησης. Επίσης διαπιστώνεται ότι αριθμός των κοινών μεταβλητών είναι επαρκής μόνο στα σύνολα A3 των νευρωνικών δικτύων. Τέλος από τον Πίνακα 3.5, φαίνεται ότι οι περισσότερες μεθοδολογίες «εκτίμησαν» ως πιο σημαντικές, τις μεταβλητές 7, 14, 15, 27 και 33 ενώ οι μεταβλητές 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 17, 18, 19, 21, 22 και 26 χρησιμοποιήθηκαν ελάχιστα έως καθόλου στην ανάλυση που πραγματοποιήθηκε για τον ξενοδοχειακό κλάδο.

Πίνακας 3.4: Σύσταση συνόλων A3 & A4 του ξενοδοχειακού κλάδου

	Μέθοδος	1ο	2ο	3ο	4ο	5ο	Κοινές Μεταβλητές
A3	NN	14	13	13	15	14	10
	CART	2	2	2	2	5	2
	Γ.Δ.Α.	11	15	14	14	15	5
	Λ.Π.	11	15	14	14	16	6
	Γ.Π.	5	7	5	5	6	2
	SVM's	5	8	7	7	9	4
	UTADIS	9	9	10	6	10	1
A4	NN	11	8	12	11	11	6
	CART	2	2	1	2	5	1
	Γ.Δ.Α.	8	10	13	10	12	2
	Λ.Π.	9	9	10	8	9	1
	Γ.Π.	4	6	6	4	6	3
	SVM's	4	7	6	6	7	3
	UTADIS	7	8	9	3	3	2

Πίνακας 3.5: Συχνότητα εμφάνισης μεταβλητών εντός των συνόλων A3 & A4. Ξεν/ακός κλάδος

Μεταβλητή	ANN	CART	Γ.Δ.Α.	Λ.Π.	Γ.Π.	SVM	UTADIS	Σύνολο
1	2	-	4	4	5	5	5	25
2	-	-	-	-	-	-	-	0
3	-	-	-	-	1	1	3	5
4	-	-	-	-	-	-	-	0
5	-	3	2	1	-	-	1	7
6	2	-	1	1	-	-	4	8
7	8	2	6	7	8	5	7	43
8	3	-	-	1	-	-	1	5
9	-	-	-	1	-	-	-	1
10	-	-	4	2	-	-	-	6
11	-	-	-	-	-	-	-	0
12	2	-	6	1	-	-	-	9
13	-	-	6	5	-	2	-	13
14	6	1	9	9	10	10	9	54
15	9	7	9	7	9	9	9	59
16	-	-	5	7	-	-	1	13
17	-	-	6	1	-	-	-	7
18	-	-	-	-	-	-	-	0
19	-	-	2	1	-	-	-	3
20	-	2	8	8	1	8	-	27
21	-	-	1	1	-	-	1	3
22	-	-	-	1	-	-	1	2
23	2	-	6	6	2	4	8	28
24	10	10	1	2	-	-	4	27
25	10	-	5	4	2	4	3	28
26	3	-	1	-	-	-	-	4
27	10	-	10	9	4	7	6	46
28	6	-	3	6	2	-	1	18
29	10	-	6	8	4	-	5	33
30	9	-	8	7	-	-	-	24
31	10	-	2	5	-	-	3	20
32	10	-	2	-	-	-	-	12
33	10	-	9	10	6	10	2	47

Τέλος για τον κατασκευαστικό κλάδο, διαπιστώνεται ότι για τις περισσότερες μεθοδολογίες ο αριθμός των μεταβλητών εντός των συνόλων A3 και A4 είναι αρκετά μικρός (Πίνακας 3.6). Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα προαναφερθέντα σύνολα των μεθοδολογιών αυτών να αποτελούνται από διαφορετικές μεταβλητές. Παρόλα αυτά, όπως συνέβη και στους προηγούμενους κλάδους, στα σύνολα A3 και A4 των νευρωνικών δικτύων εντοπίζεται ένα επαρκές πλήθος κοινών μεταβλητών. Επίσης, οι περισσότερες μεθοδολογίες «εντοπίζουν» αρκετές φορές ως σημαντικές τις μεταβλητές 1, 15, 26, 27 και 33, σε αντίθεση με τις μεταβλητές 3, 4, 6, 8, 11, 17, 21, 23 και 29 (Πίνακας 3.7).

Πίνακας 3.6: Σύσταση συνόλων A3 & A4 του κατασκευαστικού κλάδου

	Μέθοδος	1ο	2ο	3ο	4ο	5ο	Κοινές Μεταβλητές
A3	NN	17	18	16	14	13	10
	CART	5	3	3	1	1	-
	Γ.Δ.Α.	8	9	14	13	14	3
	Λ.Π.	7	11	12	13	14	3
	Γ.Π.	3	3	6	7	7	1
	SVM's	3	4	6	8	7	-
	UTADIS	11	11	10	12	4	2
A4	NN	12	9	12	10	9	8
	CART	4	1	3	1	1	-
	Γ.Δ.Α.	6	7	11	11	11	3
	Λ.Π.	7	11	11	13	12	4
	Γ.Π.	4	5	7	11	8	1
	SVM's	2	4	6	8	6	-
	UTADIS	9	8	8	9	3	-

Πίνακας 3.7: Συχνότητα εμφάνισης μεταβλητών εντός των συνόλων A3 & A4. Κατασ/ικός κλάδος

Μεταβλητή	ANN	CART	Γ.Δ.Α.	Λ.Π.	Γ.Π.	SVM	UTADIS	Σύνολο
1	-	-	10	10	10	8	6	44
2	1	-	2	2	1	1	1	8
3	-	-	-	-	-	-	-	0
4	-	-	-	-	-	-	-	0
5	4	-	3	2	-	-	-	9
6	-	-	-	-	-	-	-	0
7	8	-	-	-	1	-	8	17
8	1	-	-	-	-	-	-	1
9	6	-	7	7	-	1	3	24
10	4	-	1	-	-	-	4	9
11	2	-	-	-	-	-	-	2
12	-	-	4	2	3	4	-	13
13	4	-	6	5	3	2	1	21
14	1	-	8	7	2	6	-	24
15	10	2	8	10	7	3	9	49
16	1	-	4	5	2	-	4	16
17	1	-	-	1	-	-	-	2
18	1	-	10	8	4	3	6	32
19	-	-	4	2	-	2	1	9
20	2	5	2	2	2	2	2	17
21	1	1	-	-	-	-	3	5
22	2	3	7	10	2	1	7	32
23	-	-	-	-	-	-	1	1
24	1	8	-	-	-	-	-	9
25	10	3	2	4	1	-	9	29
26	9	1	8	8	5	7	8	46
27	10	-	8	8	8	6	5	45
28	10	-	-	7	-	-	1	18
29	1	-	-	-	-	-	-	1
30	10	-	-	2	4	1	-	17
31	10	-	-	-	1	-	-	11
32	10	-	-	-	-	-	-	10
33	10	-	10	9	5	7	6	47

Σχετικά με τη διαδικασία εντοπισμού των σημαντικότερων μεταβλητών, διαπιστώνονται τα εξής:

1. Σε κανένα κλάδο δεν εντοπίστηκε κάποια μεταβλητή που να είναι κοινή σε όλες τις περιπτώσεις των συνόλων A3 και A4.
2. Και στους τρεις κλάδους οι μεταβλητές 15 (*Χρηματοοικονομικά έξοδα / Καθαρές Πωλήσεις*) και 33 (*Πλέον πρόσφατο έτος εμφάνισης δυσμενών*) εμπεριέχονται αρκετές φορές στα επιμέρους μοντέλα. Η διαπίστωση αυτή είναι απολύτως λογική, αφού η πρώτη μεταβλητή αντικατοπτρίζει την ικανότητα της επιχείρησης να ανταπεξέλθει στις υποχρεώσεις που δημιουργούνται λόγω των δανείων που λαμβάνει²⁹, ενώ η δεύτερη παρέχει μια εικόνα της πιστοληπτικής της ικανότητας.
3. Σημαντικές διαφορές παρατηρούνται στη σύσταση των συνόλων A3 και A4 της εκάστοτε μεθοδολογίας. Μόνο η ανάλυση ευαισθησίας που πραγματοποιήθηκε για τα νευρωνικά δίκτυα, μπόρεσε να «εντοπίσει» σε κάθε κλάδο μια ομάδα σημαντικών μεταβλητών, η οποία ήταν ίδια για όλα τα σύνολα A3 και A4.
4. Για όλους τους κλάδους ο αριθμός των μεταβλητών εντός των συνόλων A3 και A4 της μεθοδολογίας CART είναι εξαιρετικά μικρός.
5. Το μέγεθος της βάσης δεδομένων έχει άμεση σχέση με τον εντοπισμό ενός αποδεκτού αριθμού σημαντικών μεταβλητών. Για τον βιομηχανικό κλάδο, η βάση δεδομένων του οποίου είναι αρκετά μεγαλύτερη από ότι των δύο άλλων κλάδων, τα περισσότερα σύνολα περιέχουν ένα επαρκές πλήθος μεταβλητών. Για κάθε μεθοδολογία, ο αριθμός των κοινών μεταβλητών εντός των συνόλων A3 και A4 του βιομηχανικού κλάδου, είναι μεγαλύτερος από τον αντίστοιχο των δύο άλλων κλάδων. Τέλος, υπάρχουν πιο σαφείς ενδείξεις σχετικά με τη σημαντικότητα της εκάστοτε μεταβλητής. Δηλαδή, στο σύνολο των μεθοδολογιών μπορεί να εντοπιστεί ένα επαρκές πλήθος μεταβλητών το οποίο «υπερέχει» των υπολοίπων.

3.3 Προβλεπτική ικανότητα μοντέλων

Για την καλύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων του πειράματος, τα οποία παρατίθενται στην παράγραφο αυτή, κρίνεται αναγκαίο να δοθούν κάποιες διευκρινήσεις. Στο πρώτο βήμα του πειράματος για κάθε μεθοδολογία χρησιμοποιώντας τα σύνολα A1, αναπτύχθηκαν και ελέγχθηκαν τα αντίστοιχα μοντέλα. Δηλαδή για κάθε μεθοδολογία αναπτύχθηκαν πέντε μοντέλα ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται για την εκάστοτε μεθοδολογία αναφέρονται

²⁹ Εντός των χρηματοοικονομικών εξόδων περιλαμβάνονται και οι τόκοι, ενώ οι καθαρές πωλήσεις παρέχουν μια εικόνα της κερδοφορίας της επιχείρησης.

στους μέσους όρους των επιδόσεων των μοντέλων αυτών. Ομοίως και για το δεύτερο και το τρίτο βήμα του πειράματος. Υπενθυμίζεται ότι στο τρίτο βήμα κατασκευάστηκαν δύο ομάδες συνόλων (A3 και A4)³⁰.

Στο τέταρτο βήμα της ανάλυσης, όπως προαναφέρθηκε, από κάθε σύνολο A2 κατασκευάστηκαν 50 υποσύνολα (ισορροπημένα δείγματα) και αναπτύχθηκαν τα αντίστοιχα μοντέλα για κάθε μεθοδολογία. Επομένως και για το βήμα αυτό τα αποτελέσματα κάθε μεθοδολογίας αναφέρονται στους μέσους όρους των επιδόσεων των μοντέλων αυτών. Τέλος, όσον αφορά τον έλεγχο της ευστάθειας των μοντέλων, τα αποτελέσματα για κάθε μεθοδολογία αναφέρονται στους μέσους όρους των μοντέλων όταν αυτά εφαρμόστηκαν στα 100 δείγματα ελέγχου που κατασκευάστηκαν για κάθε επίπεδο θορύβου.

3.3.1 Βιομηχανικός κλάδος

Όσον αφορά το κριτήριο της μέσης ακρίβειας, από τον πίνακα που ακολουθεί διαπιστώνεται ότι τα νευρωνικά δίκτυα, με ένα ενδιάμεσο επίπεδο και 8 νευρώνες, παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα από τις υπόλοιπες μεθοδολογίες (81,64%). Εξετάζοντας το κατά πόσον τα αποτελέσματα της μεθοδολογίας αυτής διαφέρουν σημαντικά από τα αντίστοιχα των υπολοίπων, μέσω της πραγματοποίησης ενός στατιστικού ελέγχου (*T-test*), διαπιστώθηκε ότι η εν λόγω μεθοδολογία υπερέχει σημαντικά μόνο έναντι των δένδρων ταξινόμησης και παλινδρόμησης, των τετραγωνικών SVM's και των Radial Basis Function SVM's. Επίσης, παρατηρείται ότι τα αποτελέσματα των τετραγωνικών SVM's υπολείπονται σημαντικά από τα αντίστοιχα των άλλων μεθοδολογιών.

Παρατηρώντας τη στήλη A2-A1 του ιδίου πίνακα, συμπεραίνεται ότι τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν βάσει των συνόλων A2, σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα από τα αντίστοιχα μοντέλα του πρώτου βήματος. Εν αντιθέσει, η διαδικασία επιλογής των σημαντικότερων μεταβλητών μέσω των ίδιων των μεθοδολογιών και εν συνεχεία η ανάπτυξη των μοντέλων βάσει των συνόλων που περιέχουν τις μεταβλητές αυτές, επιφέρει βελτίωση μόνο στην περίπτωση των μη γραμμικών SVM's (στήλες A3-A1 και A4-A2).

Τέλος, διαπιστώνεται ότι η ανάπτυξη των μοντέλων μέσω ισορροπημένων δειγμάτων παρέχει χειρότερα αποτελέσματα από ότι η ανάπτυξη των μοντέλων μέσω δειγμάτων που ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα. Μοναδική εξαίρεση αποτελούν τα

³⁰ Τα σύνολα A1 και A2 είναι τα ίδια για όλες τις μεθοδολογίες, ενώ τα σύνολα A3 και A4 είναι διαφορετικά.

μοντέλα που αναπτύχθηκαν βάσει των τετραγωνικών και των Radial Basis Function SVM's.

Πίνακας 3.8: Μέση ακρίβεια μοντέλων (%)

Μέθοδος	A1	A2 - A1	A3 - A1	A4 - A2	A4 - A1	Ισορροπημένα δείγματα - A2
NN_1_8	81.64	0.08	-1.26	-1.13	-1.05	-0.70
NN_1_12	81.36	0.32	-1.04	-1.03	-0.71	-0.78
NN_1_16	81.38	0.05	-0.93	-0.68	-0.63	-0.72
NN_2_6	81.48	0.16	-0.99	-0.61	-0.46	-0.49
NN_2_8	81.43	0.42	-0.88	-1.00	-0.58	-0.82
NN_2_12	81.48	0.24	-1.10	-0.86	-0.62	-0.97
CART	80.44	0.22	-	-	-	-0.50
Γ.Δ.Α.	80.95	0.46	0.67	-0.02	0.44	-0.32
Λ.Π.	81.49	0.06	-0.06	-0.11	-0.05	-0.42
Γ.Π.	81.46	-0.05	-1.32	-0.67	-0.72	-0.42
L_SVM's	81.32	-0.18	-0.20	0.03	-0.15	-0.06
Q_SVM's	74.87	0.32	4.49	4.39	4.71	0.57
RBF_SVM's	79.85	0.09	0.70	0.88	0.97	1.29
UTADIS	81.19	0.12	-0.60	-1.15	-1.03	-0.29
Μέσος όρος	80.74	0.16	-0.19	-0.15	0.01	-0.33

Όσον αφορά το κριτήριο της περιοχής κάτω από την καμπύλη (Πίνακας 3.9), η μεθοδολογία UTADIS φαίνεται να παρουσιάζει την καλύτερη επίδοση (90.06%). Μάλιστα πραγματοποιώντας το στατιστικό έλεγχο *T-test*, διαπιστώθηκε ότι όντως η εν λόγω μεθοδολογία υπερέχει σημαντικά των υπολοίπων μεθοδολογιών στο συγκεκριμένο κριτήριο. Επίσης, παρατηρείται ότι η εξαίρεση των μη σημαντικών μεταβλητών μέσω της αναλύσεως ROC, βελτιώνει την αποτελεσματικότητα των μοντέλων σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις.

Από τον ίδιο πίνακα, διαπιστώνεται ότι η χρήση των συνόλων A3 και A4 παρέχει καλύτερα αποτελέσματα από ότι η χρήση των συνόλων A1 και A2 αντίστοιχα, μόνο στις περιπτώσεις της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης, της λογιστικής ανάλυσης, και των μη γραμμικών SVM's. Τέλος, όπως και για το κριτήριο της μέσης ακρίβειας, συμπεραίνεται ότι η χρήση ισορροπημένων δειγμάτων οδηγεί, σε γενικές γραμμές, στην ανάπτυξη υποδεέστερων μοντέλων.

Πίνακας 3.9: Περιοχή κάτω από την καμπύλη (%)

Μέθοδος	A1	A2 - A1	A3 - A1	A4 - A2	A4 - A1	Ισορροπημένα δείγματα - A2
NN_1_8	89.38	-0.06	-1.20	-0.48	-0.54	-0.05
NN_1_12	89.48	0.11	-1.34	-0.74	-0.63	-0.67
NN_1_16	89.50	0.23	-1.26	-0.78	-0.54	-1.11
NN_2_6	89.20	0.17	-0.86	-0.44	-0.27	0.21
NN_2_8	89.21	0.01	-0.91	-0.33	-0.32	0.15
NN_2_12	89.41	-0.01	-1.24	-0.53	-0.55	-0.60
CART	84.21	0.44	-	-	-	0.21
Γ.Δ.Α.	88.24	0.65	0.36	-0.23	0.42	0.44
Α.Π.	89.63	0.05	0.13	0.12	0.17	-0.36
Γ.Π.	89.60	0.02	-1.51	-0.30	-0.28	-0.40
L_SVM's	89.47	0.06	-0.10	-0.06	0.00	-0.20
Q_SVM's	82.17	0.48	4.70	4.17	4.65	-0.89
RBF_SVM's	86.25	0.42	1.04	0.56	0.99	3.02
UTADIS	90.06	-0.04	-2.02	-4.08	-4.13	-0.23
Μέσος όρος	88.27	0.18	-0.32	-0.24	-0.08	-0.03

Και για τα δύο κριτήρια της ανάλυσης, γίνεται αντιληπτό ότι η συνδυασμένη επιλογή των σημαντικότερων μεταβλητών (μέσω της ανάλυσης ROC και των εκτιμήσεων των μεθοδολογιών, στήλη A4-A1) παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα από την μονομερή επιλογή (μόνο μέσω των εκτιμήσεων των μεθοδολογιών), στην πλειοψηφία των περιπτώσεων. Παρόλο που η χρήση των συνόλων A3 και A4 δεν παρέχει καλύτερα αποτελέσματα από ότι η χρήση των συνόλων A1 και A2 αντίστοιχα, αν κριθεί αναγκαίο να μειωθεί ο αριθμός των κριτηρίων αξιολόγησης, συμπεραίνεται ότι είναι προτιμότερο να πραγματοποιηθεί πρώτα η προαναφερθείσα ανάλυση.

Εξετάζοντας την ευστάθεια των μοντέλων, τα δένδρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης (CART) μπορούν να χαρακτηριστούν ως η πιο ευσταθής μεθοδολογία, παρόλο που τα μοντέλα της εν λόγω μεθοδολογίας αναπτύχθηκαν βάσει ενός πολύ μικρού αριθμού μεταβλητών (βλ. Πίνακα 3.2). Σε αντίθεση, τα τετραγωνικά SVM's, φαίνεται ότι αποτελούν την πιο ασταθή μεθοδολογία. Οι διαπιστώσεις αυτές ισχύουν και για τα δύο κριτήρια ελέγχου, παρατηρώντας τις δύο τελευταίες στήλες των πινάκων 3.10 και 3.11 αντίστοιχα³¹.

³¹ Όπου Μ.Ο., ο μέσος όρος των τεσσάρων πρώτων στηλών. Τα ποσοστά 10%, 20%, 30% και 50% αναφέρονται στα τέσσερα επίπεδα θορύβου ενώ το ποσοστό 0% αναφέρεται στο πραγματικό δείγμα ελέγχου.

Πίνακας 3.10: Μέση ακρίβεια μοντέλων μετά την εισαγωγή θορύβου (%)

Μέθοδος	10%-0%	20%-10%	30%-20%	50%-30%	M.O.	50%-0%
NN_1_8	-0.42	-0.44	-0.60	-1.31	-0.69	-2.77
NN_1_12	-0.18	-0.30	-0.60	-1.19	-0.57	-2.26
NN_1_16	-0.52	-0.49	-0.55	-1.03	-0.64	-2.58
NN_2_6	-0.31	-0.42	-0.56	-1.15	-0.61	-2.45
NN_2_8	-0.37	-0.41	-0.58	-1.18	-0.64	-2.54
NN_2_12	-0.28	-0.43	-0.61	-1.28	-0.65	-2.60
CART	-0.32	-0.18	-0.36	-0.93	-0.44	-1.78
Γ.Δ.Α.	-0.96	-0.39	-0.52	-1.36	-0.81	-3.24
Λ.Π.	-0.15	-0.49	-0.59	-1.10	-0.58	-2.33
Γ.Π.	-0.56	-0.45	-0.55	-1.10	-0.66	-2.65
L_SVM's	-0.45	-0.45	-0.55	-1.21	-0.67	-2.66
Q_SVM's	-0.71	-1.38	-1.58	-4.08	-1.94	-7.75
RBF_SVM's	-0.42	-0.59	-0.72	-1.59	-0.83	-3.31
UTADIS	-0.26	-0.37	-0.41	-0.98	-0.51	-2.02
Μέσος όρος	-0.42	-0.48	-0.63	-1.39	-0.73	-2.92

Πίνακας 3.11: Περιοχή κάτω από την καμπύλη μετά την εισαγωγή θορύβου (%)

Μέθοδος	10%-0%	20%-10%	30%-20%	50%-30%	M.O.	50%-0%
NN_1_8	-0.17	-0.53	-0.60	-1.35	-0.66	-2.65
NN_1_12	-0.16	-0.54	-0.65	-1.46	-0.70	-2.81
NN_1_16	-0.21	-0.53	-0.61	-1.42	-0.69	-2.77
NN_2_6	-0.18	-0.47	-0.54	-1.20	-0.60	-2.38
NN_2_8	-0.18	-0.49	-0.55	-1.24	-0.62	-2.46
NN_2_12	-0.18	-0.51	-0.58	-1.32	-0.65	-2.61
CART	-0.30	-0.30	-0.35	-0.93	-0.47	-1.88
Γ.Δ.Α.	0.22	-0.57	-0.63	-1.36	-0.58	-2.33
Λ.Π.	-0.22	-0.47	-0.57	-1.40	-0.66	-2.66
Γ.Π.	-0.26	-0.56	-0.67	-1.68	-0.79	-3.17
L_SVM's	-0.25	-0.49	-0.59	-1.49	-0.71	-2.82
Q_SVM's	-0.64	-1.31	-1.96	-5.36	-2.32	-9.28
RBF_SVM's	-0.12	-0.59	-0.87	-2.49	-1.02	-4.07
UTADIS	-0.24	-0.43	-0.57	-1.49	-0.68	-2.74
Μέσος όρος	-0.21	-0.56	-0.70	-1.73	-0.80	-3.19

Συνοψίζοντας, μπορούν να εξαχθούν τα ακόλουθα συμπεράσματα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων του βιομηχανικού κλάδου:

- τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά το κριτήριο της μέσης ακρίβειας και η UTADIS όσον αφορά την περιοχή κάτω από την καμπύλη.
- τα τετραγωνικά SVM's αποτελούν τη λιγότερο αποτελεσματική μεθοδολογία.
- τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν βάσει των μεταβλητών που προέκυψαν από την ανάλυση ROC, παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα από τα αντίστοιχα μοντέλα του πρώτου βήματος.
- τα δένδρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης αποτελούν την πιο ευσταθή μεθοδολογία.
- η διαδικασία ανάπτυξης των μοντέλων βάσει ισορροπημένων δειγμάτων κρίνεται ανεπιτυχής για τον συγκεκριμένο κλάδο.
- τα τετραγωνικά και τα RBF SVM's μπορεί να αποτελούν τις πιο ασταθείς μεθοδολογίες αλλά η αποτελεσματικότητά τους βελτιώνεται αισθητά, όταν η ανάπτυξη των μοντέλων που βασίζονται στις εν λόγω μεθοδολογίες, πραγματοποιείται είτε μέσω ισορροπημένων δειγμάτων είτε χρησιμοποιώντας μόνο τις σημαντικότερες μεταβλητές που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας bootstrap.

3.3.2 Ξενοδοχειακός κλάδος

Όσον αφορά το κριτήριο της μέσης ακρίβειας, τα γραμμικά SVM's φαίνεται να αποτελούν την αποτελεσματικότερη μεθοδολογία (81,95%). Πραγματοποιώντας τον στατιστικό έλεγχο *T-test*, διαπιστώθηκε ότι τα αποτελέσματα της εν λόγω μεθοδολογίας διαφοροποιούνται σημαντικά από τα αντίστοιχα των νευρωνικών δικτύων (τοπολογίες 1_8, 1_16, 2_12), της λογιστικής παλινδρόμησης, του γραμμικού προγραμματισμού, των RBF SVM's και της UTADIS. Επιπροσθέτως, παρατηρείται ότι τα αποτελέσματα των τετραγωνικών SVM's υπολείπονται σημαντικά από τα αντίστοιχα των υπολοίπων μεθοδολογιών.

Από τον Πίνακα 3.12 (στήλη A2-A1), γίνεται αντιληπτό ότι η πραγματοποίηση της μονομεταβλητής ανάλυσης ROC βελτιώνει την προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων του πρώτου βήματος στην πλειοψηφία των περιπτώσεων. Επίσης, παρατηρείται ότι τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν βάσει των συνόλων A3 παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα στο σύνολο των περιπτώσεων, συγκρινόμενα με τα αντίστοιχα του πρώτου βήματος, με μόνη εξαίρεση αυτά που αναπτύχθηκαν μέσω της μεθοδολογίας UTADIS. Εν αντιθέσει, η αποτελεσματικότητα των μοντέλων δεν βελτιώνεται όταν

αναπτύσσονται βάσει των συνόλων A4, πλην ορισμένων εξαιρέσεων. Σημαντικότερη εξ' αυτών είναι η περίπτωση των τετραγωνικών SVM's, τα οποία παρουσιάζουν μια βελτίωση της τάξης του 11.93%.

Τέλος, συμπεραίνεται ότι τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν μέσω των ισορροπημένων δειγμάτων παρουσιάζουν χειρότερα αποτελέσματα από τα αντίστοιχα μοντέλα του δευτέρου βήματος. Εξαίρεση αποτελούν μόνο τα μοντέλα της διακριτικής ανάλυσης, των τετραγωνικών και των RBF SVM's.

Πίνακας 3.12: Μέση ακρίβεια μοντέλων (%)

Μέθοδος	A1	A2 - A1	A3 - A1	A4 - A2	A4 - A1	Ισορροπημένα δείγματα - A2
NN_1_8	79.83	1.73	3.18	-2.84	-1.11	-1.12
NN_1_12	80.10	1.36	2.79	-2.76	-1.40	-1.65
NN_1_16	79.03	2.10	4.71	-2.38	-0.28	-2.08
NN_2_6	80.86	1.36	1.97	-3.26	-1.90	-0.94
NN_2_8	80.95	0.60	0.40	-2.51	-1.90	-1.12
NN_2_12	79.89	1.56	2.99	-2.78	-1.23	-2.19
CART	80.32	-0.76	-	-	-	-0.03
Γ.Δ.Α.	80.89	0.75	0.82	-0.46	0.29	0.81
Λ.Π.	78.84	1.09	1.45	2.01	3.11	-1.14
Γ.Π.	76.11	2.57	1.03	-0.67	1.89	-0.30
L_SVM's	81.95	1.36	0.77	-1.46	-0.10	-0.83
Q_SVM's	74.95	-3.09	9.99	11.93	8.84	3.45
RBF_SVM's	77.11	1.78	7.15	3.78	5.56	3.04
UTADIS	80.36	-0.20	-2.02	-2.99	-3.19	-0.04
Μέσος όρος	79.37	0.87	2.71	-0.34	0.66	-0.29

Όσον αφορά το κριτήριο της περιοχής κάτω από την καμπύλη (Πίνακας 3.13), η μεθοδολογία των γραμμικών SVM's φαίνεται να παρουσιάζει την καλύτερη επίδοση (90.73%). Μέσω της πραγματοποίησης του στατιστικού ελέγχου, διαπιστώθηκε ότι τα αποτελέσματα της μεθοδολογίας αυτής στο εν λόγω κριτήριο, δεν διαφέρουν σημαντικά μόνο από τα αντίστοιχα της διακριτικής ανάλυσης και του γραμμικού προγραμματισμού. Επιπροσθέτως, όπως και για το κριτήριο της μέσης ακρίβειας, παρατηρείται ότι τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν στο δεύτερο βήμα του πειράματος παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα από τα αντίστοιχα μοντέλα του πρώτου.

Σχεδόν για όλες τις μεθοδολογικές προσεγγίσεις, η χρήση των συνόλων A3 και A4 επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα εν συγκρίσει με τη χρήση των συνόλων A1 και A2 αντίστοιχα. Ειδικότερα, σημαντική βελτίωση παρατηρείται στην περίπτωση των τετραγωνικών SVM's. Επίσης, όσον αφορά τη χρήση ισορροπημένων δειγμάτων δεν μπορεί να εξαχθεί κάποιο γενικό συμπέρασμα, αφού σε ορισμένες περιπτώσεις η διαδικασία αυτή επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα ενώ σε κάποιες άλλες όχι. Πάντως, όπως και για το κριτήριο της μέσης ακρίβειας, οι επιδόσεις των μοντέλων των τετραγωνικών και των RBF SVM's που αναπτύχθηκαν μέσω των δειγμάτων αυτών, βελτιώνονται σημαντικά.

Τέλος, συγκρίνοντας τις στήλες A3-A1 και A4-A1, διαπιστώνεται ότι η πραγματοποίηση της μονομεταβλητής ανάλυσης ROC πριν την επιλογή των μεταβλητών βάσει των εκτιμήσεων των μεθόδων, δεν επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα στην πλειονότητα των περιπτώσεων (εξαίρεση αποτελούν οι περιπτώσεις της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης και του γραμμικού προγραμματισμού). Η διαπίστωση αυτή ισχύει και για τα δύο κριτήρια της ανάλυσης.

Πίνακας 3.13: Περιοχή κάτω από την καμπύλη (%)

Μέθοδος	A1	A2 - A1	A3 - A1	A4 - A2	A4 - A1	Ισορροπημένα δείγματα - A2
NN_1_8	86.82	1.48	3.19	0.54	2.02	0.80
NN_1_12	87.15	0.56	2.88	1.15	1.71	0.16
NN_1_16	87.00	1.02	3.07	0.94	1.96	-1.22
NN_2_6	90.46	0.79	-0.55	-2.32	-1.53	-1.07
NN_2_8	88.89	1.86	1.03	-1.86	0.01	-1.48
NN_2_12	87.26	1.02	2.76	0.58	1.61	-1.08
CART	82.76	-1.44	-	-	-	-0.93
Γ.Δ.Α.	87.71	0.42	0.86	0.53	0.95	2.89
Λ.Π.	86.57	1.80	2.99	1.42	3.22	-2.53
Γ.Π.	86.26	1.11	-1.31	1.94	3.06	-2.19
L_SVM's	90.73	1.22	1.36	-2.47	-1.26	-0.92
Q_SVM's	79.37	-2.86	10.99	10.33	7.46	4.63
RBF_SVM's	82.76	4.53	7.43	-0.06	4.47	3.44
UTADIS	88.38	-1.87	-5.88	-0.58	-2.45	0.99
Μέσος όρος	86.58	0.69	2.22	0.78	1.63	0.80

Παρατηρώντας τους Πίνακα 3.14 και 3.15, συμπεραίνεται ότι τα πιο ευσταθή μοντέλα του ξενοδοχειακού κλάδου είναι αυτά που αναπτύχθηκαν βάσει των νευρωνικών δικτύων. Μάλιστα, παρά την εισαγωγή θορύβου αυτά παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τα αρχικά μοντέλα. Σε αντίθεση, πιο ασταθή εμφανίζονται τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν βάσει των τετραγωνικών SVM's, με αυτά των RBF SVM's να ακολουθούν.

Πίνακας 3.14: Μέση ακρίβεια μοντέλων μετά την εισαγωγή θορύβου (%)

Μέθοδος	10%-0%	20%-10%	30%-20%	50%-30%	M.O.	50%-0%
NN_1_8	0.19	0.42	0.24	0.36	0.30	1.21
NN_1_12	-0.56	-0.05	0.32	0.54	0.06	0.25
NN_1_16	0.71	0.68	0.82	-0.09	0.53	2.12
NN_2_6	0.18	0.08	-0.16	0.01	0.03	0.10
NN_2_8	-0.24	-0.31	-0.37	-0.22	-0.29	-1.14
NN_2_12	0.44	0.33	0.17	0.42	0.34	1.36
CART	-0.10	-0.33	-0.34	-0.90	-0.42	-1.68
Γ.Δ.Α.	-0.04	-0.73	-0.05	-0.54	-0.34	-1.35
Λ.Π.	-0.18	-0.22	-0.54	-1.10	-0.51	-2.03
Γ.Π.	0.36	0.31	0.08	-0.09	0.17	0.66
L_SVM's	1.00	0.13	-0.10	-0.72	0.08	0.30
Q_SVM's	-0.91	-0.92	-1.42	-3.58	-1.71	-6.83
RBF_SVM's	0.45	-1.76	-1.20	-2.80	-1.32	-5.30
UTADIS	-0.10	-0.30	-0.49	-0.56	-0.36	-1.45
Μέσος όρος	0.09	-0.19	-0.22	-0.66	-0.25	-0.98

Πίνακας 3.15: Περιοχή κάτω από την καμπύλη μετά την εισαγωγή θορύβου (%)

Μέθοδος	10%-0%	20%-10%	30%-20%	50%-30%	M.O.	50%-0%
NN_1_8	0.38	-0.27	-0.07	-0.97	-0.23	-0.92
NN_1_12	0.14	-0.21	-0.20	-0.96	-0.31	-1.24
NN_1_16	0.00	-0.38	-0.38	-1.46	-0.55	-2.21
NN_2_6	-0.03	-0.22	-0.25	-0.94	-0.36	-1.43
NN_2_8	0.43	-0.37	-0.19	-1.06	-0.30	-1.19
NN_2_12	0.26	-0.24	-0.07	-0.92	-0.24	-0.97
CART	-0.07	-0.31	-0.29	-0.82	-0.37	-1.49
Γ.Δ.Α.	0.09	-0.21	-0.11	-1.13	-0.34	-1.36
Α.Π.	-0.06	-0.46	-0.49	-1.49	-0.63	-2.51
Γ.Π.	-0.11	-0.49	-0.59	-1.80	-0.75	-2.99
L_SVM's	-0.08	-0.44	-0.52	-1.41	-0.61	-2.44
Q_SVM's	-0.03	-0.38	-1.31	-3.30	-1.26	-5.03
RBF_SVM's	-0.32	-1.02	-1.73	-3.55	-1.66	-6.63
UTADIS	0.15	-0.14	-0.33	-2.02	-0.58	-2.33
Μέσος όρος	0.05	-0.37	-0.47	-1.56	-0.58	-2.34

Συνοψίζοντας, μπορούν να εξαχθούν τα ακόλουθα συμπεράσματα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων του ξενοδοχειακού κλάδου:

- τα γραμμικά SVM's παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα από τις υπόλοιπες μεθοδολογίες και στα δύο κριτήρια της αναλύσεως.
- τα τετραγωνικά SVM's αποτελούν τη λιγότερο αποτελεσματική μεθοδολογία.
- η πραγματοποίηση της μονομεταβλητής ανάλυσης ROC επιφέρει βελτίωση των αποτελεσμάτων.
- τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν βάσει των νευρωνικών δικτύων είναι τα πιο ευσταθή, ενώ πιο ασταθής παρουσιάζονται τα μοντέλα των μη γραμμικών SVM's.
- η χρήση των συνόλων A4 επιφέρει βελτίωση στην αποτελεσματικότητα των περισσότερων μοντέλων και για τα δύο κριτήρια της αναλύσεως, ενώ η χρήση των συνόλων A3 μόνο όσον αφορά το κριτήριο της περιοχής κάτω από την καμπύλη.
- η χρήση ισορροπημένων δειγμάτων δεν βελτιώνει την αποτελεσματικότητα των μοντέλων. Εξαίρεση αποτελούν οι περιπτώσεις των μη γραμμικών SVM's.

3.3.3 Κατασκευαστικός κλάδος

Αναφορικά με το κριτήριο της μέσης ακρίβειας, τα νευρωνικά δίκτυα (τοπολογία 2_12) φαίνεται να αποτελούν την αποτελεσματικότερη μεθοδολογία (79,63%), ενώ τα τετραγωνικά SVM's τη λιγότερο αποτελεσματική (Πίνακας 3.16). Από την πραγματοποίηση του στατιστικού ελέγχου διαπιστώθηκε ότι τα αποτελέσματα των προαναφερθέντων νευρωνικών δικτύων, διαφέρουν σημαντικά από τα αντίστοιχα της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης, της λογιστικής παλινδρόμησης, του γραμμικού προγραμματισμού, των μη γραμμικών SVM's και της UTADIS.

Όσον αφορά τη χρήση των συνόλων A2, διαπιστώνεται ότι δεν μπορεί να εξαχθεί κάποιο γενικό συμπέρασμα. Επίσης παρατηρείται ότι σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις η ανάπτυξη των μοντέλων βάσει των συνόλων A3 και A4 δεν επιφέρει κάποια βελτίωση (εξαιρέση αποτελούν τα μοντέλα των τετραγωνικών SVM's). Τέλος, μόνο για την περίπτωση των RBF SVM's κρίνεται αποτελεσματική η χρησιμοποίηση των ισορροπημένων δειγμάτων.

Πίνακας 3.16: Μέση ακρίβεια μοντέλων (%)

Μέθοδος	A1	A2 - A1	A3 - A1	A4 - A2	A4 - A1	Ισορροπημένα δείγματα - A2
NN_1_8	78.93	0.33	-0.03	-1.06	-0.73	-3.77
NN_1_12	79.16	-0.40	-0.36	-0.53	-0.92	-4.25
NN_1_16	78.27	0.44	0.49	-0.42	0.02	-4.85
NN_2_6	78.60	-0.06	0.00	-0.44	-0.50	-2.47
NN_2_8	78.99	-0.59	-0.29	-0.23	-0.82	-3.17
NN_2_12	79.63	-0.50	-0.80	-0.88	-1.38	-5.23
CART	78.15	0.30	-	-	-	-1.96
Γ.Δ.Α.	78.73	0.29	-1.31	-1.32	-1.03	-3.38
Λ.Π.	77.64	-0.23	-0.25	0.00	-0.23	-1.97
Γ.Π.	77.31	-0.14	-2.88	0.95	0.81	-1.48
L_SVM's	76.68	-0.05	-4.23	-0.94	-0.98	-1.00
Q_SVM's	69.80	1.63	1.87	3.36	4.99	-0.52
RBF_SVM's	72.17	4.28	-0.21	-1.94	2.34	1.05
UTADIS	77.20	-0.02	-0.19	-1.09	-1.11	-0.12
Μέσος όρος	77.23	0.38	-0.63	-0.35	0.03	-2.37

Από τον Πίνακα 3.17 φαίνεται ότι τα νευρωνικά δίκτυα (τοπολογία 2_6) παρουσιάζουν την καλύτερη επίδοση όσον αφορά το κριτήριο της περιοχής κάτω από την καμπύλη. Η επίδοση αυτή διαφοροποιείται σημαντικά από τις αντίστοιχες των δένδρων ταξινόμησης και παλινδρόμησης, της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης, του γραμμικού προγραμματισμού, των μη γραμμικών SVM's και της UTADIS. Επίσης, παρατηρείται ότι τα αποτελέσματα των τετραγωνικών SVM's υπολείπονται σημαντικά από τα αντίστοιχα των υπολοίπων μεθοδολογιών και για το εν λόγω κριτήριο.

Σε αντίθεση όμως με το κριτήριο της μέσης ακρίβειας, η χρήση των συνόλων A2 σε γενικές γραμμές βελτιώνει την αποτελεσματικότητα των μοντέλων. Επίσης, παρατηρείται ότι τα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων, της λογιστικής παλινδρόμησης και των τετραγωνικών SVM's παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα όταν αναπτύσσονται βάσει των συνόλων A3 και A4. Τέλος, διαπιστώνεται ότι μόνο τα μοντέλα της UTADIS και των μη γραμμικών SVM's παρουσιάζουν βελτίωση όταν αυτά αναπτύσσονται μέσω ισορροπημένων δειγμάτων.

Πίνακας 3.17: Περιοχή κάτω από την καμπύλη (%)

Μέθοδος	A1	A2 - A1	A3 - A1	A4 - A2	A4 - A1	Ισορροπημένα δείγματα - A2
NN_1_8	84.74	0.26	0.14	0.49	0.74	-3.82
NN_1_12	84.11	0.61	0.71	0.77	1.38	-4.67
NN_1_16	83.35	1.45	1.25	0.65	2.10	-5.42
NN_2_6	85.04	0.06	0.07	0.40	0.46	-2.61
NN_2_8	84.92	0.08	0.07	0.50	0.58	-3.64
NN_2_12	84.95	-0.14	-0.06	0.66	0.52	-5.34
CART	81.81	-1.12	-	-	-	-2.23
Γ.Δ.Α.	84.52	0.23	0.00	-0.43	-0.20	-3.49
Λ.Π.	83.07	0.73	0.78	0.64	1.36	-3.17
Γ.Π.	82.04	0.76	-4.52	-1.42	-0.66	-1.86
L_SVM's	81.54	1.63	-4.83	-2.44	-0.81	-1.87
Q_SVM's	73.58	1.45	1.29	4.46	5.91	0.50
RBF_SVM's	79.81	0.93	-3.72	-1.25	-0.32	3.64
UTADIS	83.06	-0.20	-2.43	-1.54	-1.74	0.14
Μέσος όρος	82.61	0.48	-0.87	0.11	0.72	-2.42

Από τους προηγούμενους πίνακες, γίνεται αντιληπτό ότι όταν η μονομεταβλητή ανάλυση ROC προηγείται της διαδικασίας επιλογής των μεταβλητών βάσει των εκτιμήσεων των μεθόδων, επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα στο σύνολο των περιπτώσεων. Μοναδική εξαίρεση για το κριτήριο της μέσης ακρίβειας αποτελούν τα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων ενώ για το δεύτερο κριτήριο της ανάλυσης αποτελούν τα μοντέλα της διακριτικής ανάλυσης.

Τέλος, από τους πίνακες που ακολουθούν διαπιστώνεται ότι οι μεθοδολογίες UTADIS και CART είναι οι πιο ευσταθείς, ενώ πιο ασταθής παρουσιάζεται η μεθοδολογία των τετραγωνικών SVM's.

Πίνακας 3.18: Μέση ακρίβεια μοντέλων μετά την εισαγωγή θορύβου (%)

Μέθοδος	10%-0%	20%-10%	30%-20%	50%-30%	M.O.	50%-0%
NN_1_8	-0.24	-0.16	-0.19	-0.33	-0.23	-0.92
NN_1_12	-0.07	-0.13	-0.50	-0.25	-0.24	-0.96
NN_1_16	0.05	0.05	0.02	-0.16	-0.01	-0.04
NN_2_6	-0.57	-0.30	-0.13	-0.19	-0.30	-1.18
NN_2_8	-0.14	-0.21	-0.13	-0.29	-0.19	-0.77
NN_2_12	-0.18	-0.42	-0.36	-0.32	-0.32	-1.28
CART	0.01	0.02	0.02	-0.01	0.01	0.04
Γ.Δ.Α.	-0.49	-0.20	-0.19	-0.49	-0.34	-1.37
Λ.Π.	-0.17	0.41	0.01	-0.78	-0.14	-0.54
Γ.Π.	-0.16	0.14	-0.04	-0.02	-0.02	-0.08
L_SVM's	0.73	-0.01	-0.13	-0.62	-0.01	-0.02
Q_SVM's	-1.19	-0.69	-1.31	-2.37	-1.39	-5.55
RBF_SVM's	0.76	1.12	0.07	-0.72	0.31	1.23
UTADIS	0.62	0.19	0.05	-0.06	0.20	0.80
Μέσος όρος	-0.07	-0.01	-0.20	-0.47	-0.19	-0.76

Πίνακας 3.19: Περιοχή κάτω από την καμπύλη μετά την εισαγωγή θορύβου (%)

Μέθοδος	10%-0%	20%-10%	30%-20%	50%-30%	M.O.	50%-0%
NN_1_8	-0.14	-0.10	-0.48	-0.02	-0.19	-0.74
NN_1_12	-0.06	0.15	-0.38	0.04	-0.06	-0.24
NN_1_16	0.13	0.11	-0.28	-0.59	-0.16	-0.63
NN_2_6	-0.07	-0.07	-0.22	-0.16	-0.13	-0.51
NN_2_8	-0.10	-0.06	-0.23	-0.13	-0.13	-0.52
NN_2_12	-0.07	0.07	-0.18	-0.12	-0.07	-0.30
CART	0.01	0.02	0.02	-0.01	0.01	0.04
Γ.Δ.Α.	-0.06	-0.07	-0.34	-0.27	-0.19	-0.74
Λ.Π.	-0.08	-0.08	-0.17	-0.80	-0.28	-1.13
Γ.Π.	-0.10	-0.15	-0.31	-0.81	-0.34	-1.38
L_SVM's	-0.05	-0.01	-0.17	-0.56	-0.19	-0.78
Q_SVM's	-0.80	-1.02	-1.33	-2.70	-1.46	-5.85
RBF_SVM's	-0.25	0.10	-0.38	-1.32	-0.46	-1.85
UTADIS	0.11	0.14	0.28	-0.23	0.08	0.31
Μέσος όρος	-0.11	-0.07	-0.30	-0.55	-0.26	-1.02

Συνοψίζοντας, μπορούν να εξαχθούν τα ακόλουθα συμπεράσματα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων του κατασκευαστικού κλάδου:

- μερικές τοπολογίες νευρωνικών δικτύων παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα και στα δύο κριτήρια της αναλύσεως.
- τα τετραγωνικά SVM's αποτελούν τη λιγότερο αποτελεσματική μεθοδολογία.
- η διαδικασία επιλογής των σημαντικότερων μεταβλητών μέσω της αναλύσεως ROC κρίνεται αποτελεσματική, μόνο όσον αφορά το κριτήριο της περιοχής κάτω από την καμπύλη.
- τα μοντέλα της μεθοδολογίας UTADIS είναι τα πιο ευσταθή, ενώ πιο ασταθής παρουσιάζονται τα μοντέλα των τετραγωνικών SVM's.
- τα αποτελέσματα των τετραγωνικών SVM's βελτιώνονται με τη χρήση των συνόλων A3 και A4.
- Η χρήση ισορροπημένων δειγμάτων οδηγεί στη δημιουργία αποτελεσματικότερων μοντέλων, λαμβάνοντας υπόψη και τα δύο κριτήρια της αναλύσεως, μόνο όσον αφορά τη μεθοδολογική προσέγγιση των RBF SVM's.

3.4 Γενική σύνοψη αποτελεσμάτων

Από την ανάλυση που προηγήθηκε συμπεραίνεται ότι δεν υπάρχει κάποια μεθοδολογία που να υπερέχει σημαντικά έναντι των υπολοίπων. Σαφείς ενδείξεις υπάρχουν μόνο για τη λιγότερο αποτελεσματική μεθοδολογία, την οποία αποτελούν τα τετραγωνικά SVM's. Σε όλους τους κλάδους, η εν λόγω μεθοδολογία παρουσίασε τη χαμηλότερη αποτελεσματικότητα και στα δύο κριτήρια της ανάλυσης.

Κατά την ανάπτυξη ενός μοντέλου αξιολόγησης των επιχειρήσεων, σημαντικό είναι να υπάρχει συμφωνία μεταξύ των κριτηρίων ελέγχου ούτως ώστε να είναι εφικτή η εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων. Στην προκειμένη περίπτωση, τα γραμμικά SVM's και τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα και στα δύο κριτήρια της ανάλυσης, για τον ξενοδοχειακό και τον κατασκευαστικό κλάδο αντίστοιχα.

Συνυπολογίζοντας το γεγονός ότι τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν την καλύτερη επίδοση στο κριτήριο της μέσης ακρίβειας, όσον αφορά τον βιομηχανικό κλάδο, και λαμβάνοντας υπόψη ότι αυτά αποτελούν την πιο ευσταθή μεθοδολογία, μπορεί να αποτελέσουν μια ικανοποιητική επιλογή για την ανάπτυξη ενός συστήματος εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Όμως αυτά παρουσιάζουν δύο βασικά μειονεκτήματα. Πρώτον απαιτούν υψηλό υπολογιστικό φόρτο, οπότε ο «βέλτιστος» καθορισμός των παραμέτρων τους αποτελεί μια χρονοβόρα διαδικασία και δεύτερον η επεξήγηση των αποτελεσμάτων που εξάγουν είναι ιδιαίτερα δύσκολη. Πάντως, λανθασμένη θα μπορούσε να χαρακτηριστεί η επιλογή των τετραγωνικών και των RBF SVM's, αφού οι εν λόγω μη-παραμετρικές τεχνικές διαπιστώνεται ότι αποτελούν τις λιγότερο ευσταθής και αποτελεσματικές μεθοδολογίες.

Όσον αφορά τη διαδικασία επιλογής των σημαντικότερων μεταβλητών μέσω των εκτιμήσεων που παρέχουν οι ίδιες οι μέθοδοι, δεν μπορεί να εξαχθεί κάποιο ασφαλές συμπέρασμα. Πρέπει να επισημανθεί ότι αρκετά μοντέλα, τα οποία αναπτύχθηκαν βάσει της διαδικασίας αυτής, παρουσίασαν διαφορετικά αποτελέσματα στα δύο κριτήρια της ανάλυσης. Σε αντίθεση, η πραγματοποίηση ενός απλού μονομεταβλητού ελέγχου για την εκτίμηση της σημαντικότητας των επιμέρους χαρακτηριστικών, φαίνεται ότι βοηθά στη βελτίωση της αποτελεσματικότητας των μοντέλων. Η διαπίστωση αυτή αποδεικνύεται και από το γεγονός ότι στην πλειονότητα των περιπτώσεων, η συνδυασμένη επιλογή των σημαντικότερων μεταβλητών (μέσω της ανάλυσης ROC και των εκτιμήσεων των μεθοδολογιών) παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα από την μονομερή επιλογή των μεταβλητών, δηλαδή μόνο μέσω των εκτιμήσεων των μεθόδων.

Επιπροσθέτως, πρέπει να επισημανθεί ότι δεν εντοπίστηκε ένα σύνολο μεταβλητών ή τουλάχιστον κάποια μεταβλητή που να ήταν κοινή στα επιμέρους σύνολα όλων των μεθοδολογιών. Το γεγονός ότι η εκάστοτε μεθοδολογία επιλέγει με διαφορετικό τρόπο τις σημαντικότερες μεταβλητές, ίσως αποτελεί την εξήγηση της παραπάνω διαπίστωσης. Πάντως, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, σε κάθε κλάδο παρουσιάστηκε ένα πλήθος μεταβλητών που χρησιμοποιήθηκε αρκετές φορές στην ανάλυση. Ειδικότερα οι μεταβλητές Χρηματοοικονομικά έξοδα/Καθαρές Πωλήσεις και Πλέον πρόσφατο έτος εμφάνισης δυσμενών στοιχείων την τελευταία τριετία, εντοπίστηκαν ως σημαντικές από αρκετές μεθοδολογίες και στους τρεις κλάδους.

Άρα λοιπόν η διαδικασία επιλογής των σημαντικότερων μεταβλητών χρίζει ιδιαίτερης προσοχής. Παράλληλα με το κατά πόσον η εκάστοτε μεθοδολογία μπορεί να εντοπίσει ένα επαρκές πλήθος σημαντικών μεταβλητών πρέπει να εξετάζεται αν η χρήση των μεταβλητών αυτών παρέχει καλύτερα αποτελέσματα. Για παράδειγμα, στη παρούσα έρευνα τα νευρωνικά δίκτυα, η γραμμική διακριτική ανάλυση και η λογιστική παλινδρόμηση ναι μεν εκτίμησαν σε όλες τις περιπτώσεις ένα επαρκές πλήθος μεταβλητών, αλλά η χρησιμοποίηση των μεταβλητών αυτών δεν επέφερε καλύτερα αποτελέσματα στην πλειονότητα των περιπτώσεων. Σε αντίθεση, η εξαίρεση των μη σημαντικών μεταβλητών βελτίωσε σημαντικά την αποτελεσματικότητα των μοντέλων που αναπτύχθηκαν βάσει των τετραγωνικών και των RBF SVM's.

Τέλος, από την υλοποίηση του πειράματος συμπεραίνεται ότι δεν συνίσταται η χρήση ισορροπημένων δειγμάτων αφού η διαδικασία αυτή, στις περισσότερες των περιπτώσεων, δεν οδήγησε στην ανάπτυξη αποτελεσματικότερων μοντέλων.

Όπως προαναφέρθηκε, το πρόβλημα της εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου των επιχειρήσεων ανάγεται ουσιαστικά σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης τους σε κάποιες προκαθορισμένες κατηγορίες. Η επιλογή λοιπόν της καταλληλότερης μεθοδολογίας, βάσει της οποίας θα ταξινομούνται οι υπό εξέταση επιχειρήσεις, αποτελεί μια σύνθετη διαδικασία η οποία σχετίζεται άμεσα με τα διαθέσιμα δεδομένα. Βάσει των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την παρούσα έρευνα, συμπεραίνεται ότι κατά τη διαδικασία ανάπτυξης ενός συστήματος εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου οφείλεται να εξετάζονται διεξοδικά όλες οι παράμετροι που δύναται να επηρεάσουν την αποτελεσματικότητά του.

4. Συμπεράσματα

Ο δανεισμός αποτελεί ίσως τη συνηθέστερη τακτική των επιχειρήσεων για την ανεύρεση κεφαλαίων. Τα κεφάλαια αυτά είτε επενδύονται με σκοπό την ανάπτυξη της επιχείρησης, είτε χρησιμοποιούνται για την κάλυψη των υποχρεώσεών της. Οι τράπεζες λοιπόν καλούνται επί καθημερινής βάσεως να λάβουν αποφάσεις σχετικά με τη δανειοδότηση των επιχειρήσεων που έχουν κάνει αίτηση για τη χορήγηση κάποιου κεφαλαίου.

Το πρόβλημα όμως της εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου που αναλαμβάνει ένας τραπεζικός οργανισμός είναι σαφώς πιο σύνθετο. Απορρίπτοντας τις αιτήσεις των επιχειρήσεων που δεν πληρούν τις προϋποθέσεις για τη χορήγηση κάποιου δανείου, δε σημαίνει ότι ο πιστωτικός κίνδυνος παύει αυτομάτως να υφίσταται. Οι περισσότεροι πιστούχοι μιας τράπεζας κατατάσσονται στις μεσαίες κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου. Δηλαδή η πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων τους ή μέρος αυτών, είναι αρκετά σημαντική και η παράμετρος αυτή πρέπει να ληφθεί υπόψη. Το γεγονός αυτό καταδεικνύει τη σημαντικότητα της εκτίμησης της πιστοληπτικής ικανότητας του εκάστοτε δανειζόμενου ή εναλλακτικά της πιθανότητας ασυνέπειάς του.

Χαρακτηριστικά αναφέρεται ότι σε μελέτη που εκπόνησε η ICAP (2006) σχετικά με την εκτίμηση και την εξέλιξη της πιστοληπτικής ικανότητας των ελληνικών ανωνύμων εταιριών (Α.Ε.) και των εταιριών περιορισμένης ευθύνης (Ε.Π.Ε.), περίπου το 55% των επιχειρήσεων που αξιολογήθηκαν εντάχθηκαν σε κάποια κατηγορία μεσαίου πιστωτικού κινδύνου.

Επιπροσθέτως, η εκτίμηση της πιθανότητας ασυνέπειας των δανειζόμενων αποτελεί την καθοριστικότερη παράμετρο για τον υπολογισμό των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων, ο οποίος πραγματοποιείται βάσει μοντέλων που βασίζονται στη σύγχρονη θεωρία των χαρτοφυλακίων (*portfolio credit risk models*). Όπως προαναφέρθηκε, τα μοντέλα αυτά δεν εκτιμούν μεμονωμένα τον πιστωτικό κίνδυνο που χαρακτηρίζει κάθε δανειζόμενο (*individual loan risk*) αλλά αποτιμούν τον εν λόγω κίνδυνο σε ένα γενικότερο πλαίσιο.

Η εφαρμογή λοιπόν ολοκληρωμένων συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου καθιστά ικανές τις τράπεζες αφενός να μειώσουν τις λανθασμένες αποφάσεις δανειοδοτήσεων και αφετέρου να εκτιμήσουν το συνολικό κίνδυνο που διέπει το πιστωτικό τους χαρτοφυλάκιο. Δηλαδή μέσω των συστημάτων αυτών

δύναται να εκτιμήσουν τις ενδεχόμενες απώλειές τους και συνεπώς να προβούν σε αποτελεσματικές ενέργειες για την κάλυψη των απωλειών αυτών.

Στην παρούσα εργασία εξετάστηκαν ζητήματα που αφορούν την ανάπτυξη ποσοτικών μοντέλων αξιολόγησης. Όπως προαναφέρθηκε, τα μοντέλα αυτά προσδίδουν μια βαθμολογία στην εκάστοτε επιχείρηση που αξιολογούν, η οποία στην ουσία αποτελεί την πιθανότητα ασυνέπειάς της. Το γεγονός αυτό αποτελεί ένα από τα πλεονεκτήματά τους. Επίσης, λόγω του τρόπου ανάπτυξής τους, τα μοντέλα αυτά ενσωματώνουν όλες τις πληροφορίες του παρελθόντος σε ένα μαθηματικό πρότυπο, το οποίο δύναται να εκτιμήσει τους σημαντικότερους παράγοντες που ερμηνεύουν ικανοποιητικά τον πιστωτικό κίνδυνο.

Από τη σύγκριση των προαναφερθέντων μεθοδολογιών που πραγματοποιήθηκε στην παρούσα εργασία, διαπιστώνεται ότι δεν υπάρχουν σαφείς ενδείξεις σχετικά με την υπεροχή κάποιας μεθοδολογίας έναντι των υπολοίπων. Τα νευρωνικά δίκτυα, τα γραμμικά Support Vector Machines και η UTADIS φαίνεται ότι παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα από τις υπόλοιπες μεθοδολογίες σε αρκετές περιπτώσεις.

Η ανάπτυξη των μοντέλων μέσω ισορροπημένων δειγμάτων εκμάθησης διαπιστώνεται ότι δεν παρέχει καλύτερα αποτελέσματα. Πάντως και για τους τρεις κλάδους τα μοντέλα των τετραγωνικών και των Radial Basis Function Support Vector Machines, παρουσίασαν καλύτερα αποτελέσματα όταν αναπτύχθηκαν μέσω των δειγμάτων αυτών. Όσον αφορά την ευστάθεια των μοντέλων, διαπιστώνεται ότι τα περισσότερα εξ' αυτών είναι αρκετά ευσταθή, με εξαίρεση τα μοντέλα των μη-γραμμικών SVM's.

Επιπροσθέτως, τα περισσότερα μοντέλα παρουσίασαν καλύτερα αποτελέσματα όταν αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας τα δείγματα που περιείχαν τις μεταβλητές που προέκυψαν από την μονομεταβλητή ανάλυση ROC. Η διαδικασία λοιπόν αυτή μπορεί να χαρακτηριστεί επιτυχής.

Τέλος, αναφορικά με τη διαδικασία της επιλογής των σημαντικότερων μεταβλητών, βάσει των εκτιμήσεων που εξήγαγε η κάθε μέθοδος, δεν μπορεί να εξαχθεί κάποιο γενικό συμπέρασμα. Σε μερικές περιπτώσεις η χρήση των δειγμάτων που περιέχουν τις μεταβλητές αυτές βελτίωσε την προβλεπτική ικανότητα των αντίστοιχων μοντέλων, ενώ σε άλλες τα αποτελέσματα που εξήχθησαν δεν ήταν ικανοποιητικά. Πάντως η αποτελεσματικότητα των μοντέλων των τετραγωνικών και των Radial Basis Function Support Vector Machines βελτιώθηκε στην πλειονοψηφία των

περιπτώσεων. Επιπροσθέτως, πρέπει να επισημανθεί ότι παρατηρήθηκαν σημαντικές διαφορές στη σύσταση των επιμέρους συνόλων της κάθε μεθόδου.

Η εφαρμογή των συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου αναμένεται να ωφελήσει σημαντικά τους χρηματοπιστωτικούς οργανισμούς τόσο στην αποτελεσματικότερη διαχείριση του εν λόγω κινδύνου όσο και στην επίτευξη υψηλότερων ρυθμών αποδοτικότητας. Γίνεται λοιπόν αντιληπτό ότι ο χώρος της εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου παρουσιάζει σημαντικές προοπτικές περαιτέρω έρευνας.

Η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας μπορεί μεν να έχει καθορίσει ένα ρυθμιστικό πλαίσιο για την ανάπτυξη των προαναφερθέντων συστημάτων, αλλά συνεχώς εξελίσσει τις διατάξεις της αποσκοπώντας στον ορθότερο υπολογισμό των ελαχίστων κεφαλαιακών απαιτήσεων. Η μετάβαση από τη θεμελιώδη προσέγγιση των εσωτερικών διαβαθμίσεων (*Standardized IRB Approach*) προς την εξελιγμένη (*Advanced IRB Approach*), απαιτεί ο προσδιορισμός των παραμέτρων *LGD* και *EAD* να πραγματοποιείται από τα ίδια τα πιστωτικά ιδρύματα. Ο τρόπος όμως με τον οποίο θα υπολογίζονται οι δύο αυτές παράμετροι δεν έχει ακόμη καθοριστεί.

Επιπροσθέτως, η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας αναφέρει (BCBS, 2001) ότι ο υπολογισμός των μη αναμενόμενων απωλειών δεν είναι αναγκαίο να πραγματοποιείται μέσω του μοντέλου που αυτή προτείνει. Η Επιτροπή προτρέπει τις τράπεζες να χρησιμοποιούν οποιοδήποτε μοντέλο κρίνουν ότι ταιριάζει καλύτερα στο τρόπο με τον οποίον αυτές αποτιμούν και διαχειρίζονται τον εν λόγω κίνδυνο. Οι Altman και Saunders (1998) αναφέρουν ότι η ανάπτυξη τέτοιων μοντέλων και η διερεύνηση των δυνατοτήτων τους αποτελεί μια μελλοντική ερευνητική κατεύθυνση.

Επίσης, οι Krahnen και Weber (2001) αναφέρουν ότι ένα πιστωτικό ίδρυμα πρέπει να αναπτύσσει διαφορετικά συστήματα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου, το καθένα από τα οποία θα χρησιμοποιείται για να αξιολογεί ομοιογενείς επιχειρήσεις. Στην παρούσα έρευνα η ομοιογένεια εκφράστηκε βάσει του τομέα δραστηριοποίησης των επιχειρήσεων. Εναλλακτικά μπορεί να αναπτυχθούν συστήματα τα οποία θα αξιολογούν επιχειρήσεις οι οποίες παρουσιάζουν παρεμφερή οικονομικά μεγέθη (π.χ. Ίδια Κεφάλαια, Ενεργητικό, Υποχρεώσεις, Πωλήσεις κ.ά.).

Τέλος, ο τρόπος προσδιορισμού της μέσης πιθανότητας ασυνέπειας κάθε κατηγορίας αποτελεί μια ακόμα ερευνητική κατεύθυνση. Συνήθως ο προσδιορισμός αυτός πραγματοποιείται είτε εμπειρικά, από τους πιστωτικούς αναλυτές και τους κατασκευαστές του συστήματος, είτε ακολουθώντας κάποιες διαδικασίες «αντιστοίχισης» (*mapping methods*) (βλ. Carey και Hrycay, 2001). Σε γενικές

γραμμές, κατά τις διαδικασίες αυτές αρχικά κάθε κατηγορία του εσωτερικού συστήματος αντιστοιχείται με μια κατηγορία ενός εξωτερικού συστήματος αξιολόγησης. Έπειτα, η μέση πιθανότητα ασυνέπειας κάθε κατηγορίας του εσωτερικού συστήματος καθορίζεται βάσει της αντίστοιχης πιθανότητας ασυνέπειας του εξωτερικού συστήματος.

Η Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας όμως δεν έχει καθορίσει ακόμα κάποια τυποποιημένη διαδικασία βάσει της οποίας θα πραγματοποιείται η αντιστοίχιση. Επιπροσθέτως οι διαδικασίες αυτές μπορεί να είναι αρκετά δημοφιλής, αλλά έχουν ορισμένα μειονεκτήματα και οι ιδιότητες τους δεν έχουν εξεταστεί ενδελεχώς (Carey και Hrycay, 2001)

Παράρτημα

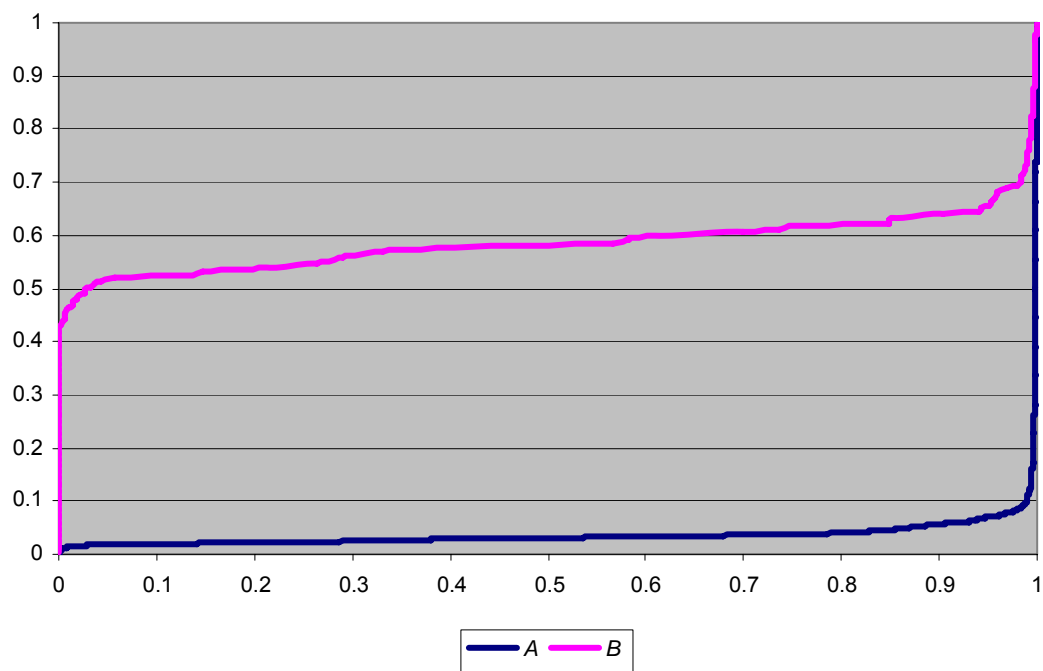
Απόσταση Kolmogorov-Smirnoff

Στην παρούσα εργασία η προσέγγιση της απόστασης των Kolmogorov-Smirnoff (*KS-distance*) χρησιμοποιήθηκε για να βρεθεί το «βέλτιστο» σημείο διαχωρισμού μεταξύ των δύο κατηγοριών, συνεπών και ασυνεπών επιχειρήσεων, των μοντέλων που αναπτύχθηκαν βάσει της διακριτικής ανάλυσης.

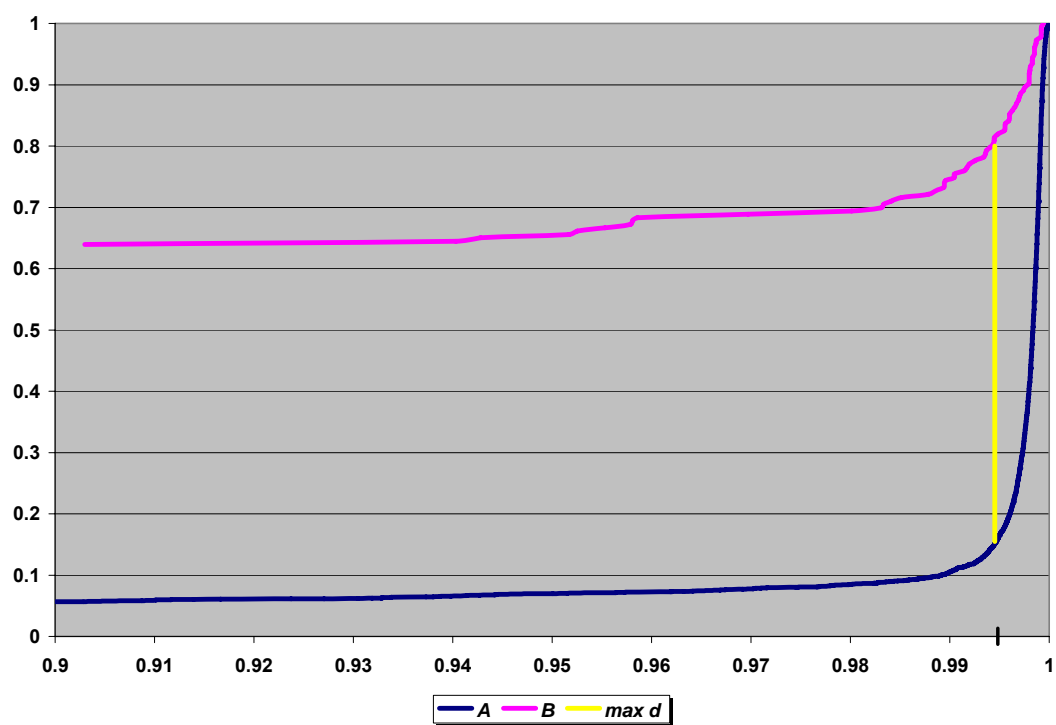
Όπως προαναφέρθηκε στην παράγραφο 2.1.1, κατά την ανάπτυξη ενός μοντέλου ταξινόμησης μέσω της διακριτικής ανάλυσης, η μέθοδος προσδίδει μια βαθμολογία στην εκάστοτε επιχείρηση που αξιολογεί. Το «βέλτιστο» σημείο διαχωρισμού, έστω a , προσδιορίστηκε από τις βαθμολογίες των επιχειρήσεων του δείγματος εκμάθησης.

Γνωρίζοντας λοιπόν τις βαθμολογίες για τις επιχειρήσεις του δείγματος εκμάθησης καθώς και την πραγματική τους ταξινόμηση μπορούν να κατασκευαστούν οι συναρτήσεις κατανομής των δύο κατηγοριών, $F_A(x)$ και $F_B(x)$ (Σχήμα Π1). Όπου A η κατηγορία των ασυνεπών επιχειρήσεων, B των συνεπών και x οι βαθμολογίες αυτών. Το «βέλτιστο» σημείο διαχωρισμού των δύο κατηγοριών κατά την προσέγγιση των Kolmogorov-Smirnoff είναι αυτό που μεγιστοποιεί την απόσταση-διαφορά μεταξύ των δύο συναρτήσεων κατανομής δηλαδή $\max |F_A(a) - F_B(a)|$, (Σχήμα Π2)³².

³² Το σχήμα αναπαριστά τμήμα των συναρτήσεων κατανομής του προηγούμενου σχήματος (σε μεγέθυνση), για να παρουσιαστεί καλύτερα η μέγιστη απόσταση μεταξύ των δύο συναρτήσεων και το «βέλτιστο» σημείο διαχωρισμού τους. Οι συναρτήσεις κατανομής του σχήματος κατασκευάστηκαν βάσει των βαθμολογιών που εξήγαγε ένα μοντέλο το οποίο αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσας έρευνας.



Σχήμα Π1: Παράδειγμα συναρτήσεων κατανομής των 2 κατηγοριών



Σχήμα Π2: Εύρεση «βέλτιστου» σημείου διαχωρισμού

Bootstrap

Η διαδικασία *bootstrap* αποτελεί ένα σημαντικό εργαλείο για την πραγματοποίηση αξιόπιστων στατιστικών εκτιμήσεων για οποιοδήποτε μέγεθος, ακόμα και σε περιπτώσεις όπου το διαθέσιμο δείγμα είναι μικρού μεγέθους.

Η υλοποίηση της διαδικασίας *bootstrap* βασίζεται στην έννοια του δείγματος *bootstrap*. Δεδομένου ενός δείγματος A , ένα δείγμα *bootstrap* είναι ένα δείγμα ίδιων διαστάσεων με το δείγμα A , οι παρατηρήσεις του οποίου έχουν επιλεγθεί από τις παρατηρήσεις του A κατά τυχαίο τρόπο και με επανατοποθέτηση (*replacement*). Η έννοια της επανατοποθέτησης αναφέρεται στην πιθανότητα μια περίπτωση του δείγματος A να εμφανίζεται περισσότερες από μια φορές στο δείγμα *bootstrap*. Αυτό προφανώς συνεπάγεται ότι ορισμένες περιπτώσεις του αρχικού δείγματος θα απουσιάζουν από το δείγμα *bootstrap*. Αποδεικνύεται ότι κατά μέσο όρο, κάθε δείγμα *bootstrap* περιλαμβάνει περίπου το 63,2% των περιπτώσεων του δείγματος A . Οι υπόλοιπες παρατηρήσεις (περίπου το 36,8%), οι οποίες δεν περιλαμβάνονται στο δείγμα *bootstrap* διαμορφώνουν ένα δεύτερο δείγμα το οποίο αναφέρεται ως “*out of the bootstrap*”.

Στην περίπτωση όπου στόχος είναι ο έλεγχος της αποτελεσματικότητας μιας μεθόδου στην ανάπτυξη αξιόπιστων υποδειγμάτων κατάταξης/παλινδρόμησης/ταξινόμησης, απαιτείται η κατασκευή ενός μικρού αριθμού δειγμάτων *bootstrap*. Για άλλες στατιστικές εκτιμήσεις όπως η ανάπτυξη διαστημάτων εμπιστοσύνης για μια μεταβλητή απαιτούνται πολύ περισσότερες επαναλήψεις.

Στην παρούσα εργασία τα δείγματα *out of the bootstrap* δεν χρησιμοποιήθηκαν και η υλοποίηση της διαδικασίας πραγματοποιήθηκε ως εξής: κάθε σύνολο κάθε κλάδου, έστω A , το οποίο περιέχει m εναλλακτικές, διασπάστηκε κατά τυχαίο τρόπο σε k δείγματα *bootstrap* A_1, A_2, \dots, A_k μεγέθους m . Ταυτόχρονα διαμορφώθηκαν και τα αντίστοιχα *out of the bootstrap* δείγματα S_1, S_2, \dots, S_k έτσι ώστε $A_i \cap S_i = \emptyset$ και $A_i \cap S_i = A$.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιήθηκε κάθε δείγμα *bootstrap* A_i , $i=1, \dots, k$, για την ανάπτυξη ενός υποδείγματος U_i βάσει του γραμμικού προγραμματισμού ή των Support Vector Machines.

Βιβλιογραφία

- Δούμπος, Μ. και Ζοπουνίδης, Κ. (2001), *Πολυκριτήριες Τεχνικές Ταξινόμησης*, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα.
- Ζοπουνίδης, Κ. (1998), *Ανάλυση και Διαχείριση Χρηματοοικονομικών Κινδύνων*, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα.
- ICAP (2006), “Εξέλιξη της πιστοληπτικής ικανότητας των Ελληνικών Α.Ε. και Ε.Π.Ε. επιχειρήσεων. 2005-2004”, ICAP Α.Ε., Τομέας Επιχειρηματικής Πληροφόρησης.
- Aas, K. (2005), “The Basel II IRB approach for credit portfolios: a survey”, Norsk Regnesentral, Norwegian Computing Center.
- Altman, E.I. (1968), “Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy”, *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- Altman, E.I. and Saunders, A. (1998), “Credit risk measurement: developments over the last 20 years”, *Journal Banking and Finance*, 21, 1721-1742.
- Baesens, B., Gestel, T.V., Viaene, S., Stepanova, M., Suyken, J. and Vanthienen, J. (2003), “Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring”, *Journal of the Operational Research Society*, 54, 627–635.
- Balcaen, S. and Ooghe, H. (2004), “35 years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems”, *Working Paper*, Department of Accountancy and Corporate Finance, Gent University, Belgium.
- Basel Committee on Banking Supervision (2001), “The New Basel Capital Accord”, Bank for International Settlements.
- Basel Committee on Banking Supervision (2001), “The Internal Ratings-Based Approach: Supporting Document to the New Basel Capital Accord”, Bank for International Settlements.
- Basel Committee on Banking Supervision (2004), “International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards”, Bank for International Settlements.

- Basel Committee on Banking Supervision (2005), “An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions”, Bank for International Settlements.
- Black, F. and Scholes, M. (1973), “The pricing of options and corporate liabilities”, *Journal of Political Economy*, 81, 659-674.
- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A. and Stone, C.J. (1984), *Classification and regression trees*, Pacific Grove, California.
- Burges, C.J.C. (1998), “A tutorial on support vector machines for pattern recognition”, *Knowledge Discovery and Data Mining*, 2, 121-167.
- Carey, M. and Hrycay, M. (2001), “Parameterizing credit risk models with rating Data”, *Journal of Banking and Finance*, 25, 197-270.
- Chen, P.-H., Lin, C.-J. and Scholkopf, B. (2005), “A tutorial on v-support vector machines”, *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 21(2), 111-136.
- Comptroller of the Currency Administrator of National Banks (2001), “Rating Credit Risk”, Comptrollers Handbook.
- DeLong, E.R., DeLong D.M. and Clarke-Pearson D.L. (1988), “Comparing the areas under two or more correlated receiving operating characteristic curves: a non parametric approach”, *Biometrics*, 44(11), 837-845.
- Desai, V.S., Crook, J.N. and Overstreet, G.A. (1996), “A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment”, *European Journal of Operational Research*, 95, 24-37.
- Esposito, F., Malerba, D. and Semerano, G. (1997), “A comparative analysis of methods for pruning decision trees”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(5), 476-491.
- Fernades, J.S. (2005), “Corporate credit risk modeling: quantitative risk rating system and probability of default estimation”, Banco BPI.
- Fischer, R.A. (1936), “The use of multiple measurements in taxonomic problems”, *Annals of Eugenics*, 7, 179-188.

- Freed, N. and Glover, F. (1986 α), "A linear programming approach to the discriminant problem", *Decision Sciences*, 12, 68-74.
- Freed, N. and Glover, F. (1986 β), "Simple but powerful goal programming models for discriminant problems", *European Journal of Operational Research*, 7, 44-60.
- Fritz, S. and Hosemann, D. (2000), "Restructuring the credit process: behaviour scoring for German corporates", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 9, 9-21.
- Frydman, H., Altman, E.I. and Kao, D.L. (1985), "Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress", *Journal of Finance*, 40/1, 269-291.
- Fung, G. and Mangasarian, O.L. (2001), "Proximal support vector machines classifiers", In *Proceedings of the 7th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Provost F, Srikant R. (eds). ACM Press, New York: 77-86.
- Gordy, M.B. (2003), "A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules", *Journal of Financial Intermediation*, 12, 199-232.
- Gunn, S.R. (1998), "Support vector machines for classification and regression", *Technical Report*, University of Southampton, Faculty of Engineering, Science and Mathematics, School of Electronics and Computer Science.
- Hand, D.J. (1981), *Discrimination and Classification*, Wiley, New York.
- Hearst, M.A., Dumais, S.T., Osman, E., Platt, J. and Schilkopf, B. (1998), "Support vector machines", *IEEE Intelligent Systems*, 13(4), 18-28.
- Huang, Z., Chen, H., Hsu, C.-J., Chen, W.-H. and Wu, S. (2004), "Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study", *Decision Support Systems*, 37, 543-558.
- Huberty, C.J. (1994), *Applied Discriminant Analysis*, John Wiley & Sons, Inc, New York.

- Jacquet-Lagrèze, E. and Siskos, Y. (1982), “Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision making: the UTA method”, *European Journal of Operational Research*, 10, 151-164.
- Krahnen, J.P. and Weber, M. (2001), “Generally accepted rating principles: a primer”, *Journal of Banking and Finance*, 25, 3-23.
- Lee, T.-S., Chiu, C.-C, Lu, C.-J. and Chen, I.-F. (2002), “Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique”, *Expert Systems with Applications*, 23, 245–254.
- Liu, Y. (2002), “The evaluation of classification models for credit scoring”, Institute fur Wirtschaftsinformatik.
- Liu, Y and Schumann, M. (2005), “Data mining feature selection for credit scoring models”, *Journal of the Operational Research Society*, 56, 1099–1108.
- Mangasarian, O.L. (1968), “Multisurface method for pattern separation”, *IEEE Transactions of Information Theory*, 14, 801-807.
- Marais, M.L., Patell, J.M. and Wolfson, M.A. (1985), “The experimental design of classification models: an application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classifications”, *Journal of Accounting Research*, 22, 87–114.
- Masters, T. (1993), *Practical neural network recipes in C++*, Academic Press, New York, N.Y.
- Merton, R.C. (1974), “The pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates”, *Journal of Finance*, 29, 447-70.
- 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*, 28, 603–614.
- Moody’s Investors Service (2000), “RiskCalc™ For Private Companies: Moody’s Default Model. Rating Methodology”, Moody’s Investors Service Inc., New York.

- Nargundkar, S. and Priestley, J.L. (2003), "Assessment of evaluation methods for binary classification modeling", *Proceedings of the 2003 Decision Science Institute National Conference*, Washington, D.C., pp.1-6.
- Noble, P.A., Almeida, J.S and Lovell, C.R. (2000), "Application of neural computing methods for interpreting phospholipid fatty acid profiles on natural microbial communities, *Applied and Environmental Microbiology*, 66, 694-699.
- Ohlson, J.A. (1980), "Financial ratios and the probabilistic prediction on bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.
- Ong, C.-S., Huang, J.J. and Tzeng, G.-H. (2005), "Building credit scoring models using genetic programming", *Expert Systems with Applications*, 29, 41–47.
- Patuwo, E., Hu, M.Y. and Hung, M.S. (1993), "Two-group classification using neural networks", *Decision Sciences*, 24, 825-845.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J. (1986), "Learning internal representation by error propagation", in: D.E. Rumelhart and J.L. Williams (eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT Press, Cambridge, Mass.
- Saunders, A. and Cornett, M.M. (2003), *Financial Institutions Management*, McGraw-Hill Education.
- Smith, C. (1947), "Some examples of discrimination", *Annals of Eugenics*, 13, 272-282.
- Srinivasan, V. and Kim, Y.H. (1987), "Credit granting: a comparative analysis of classification procedures", *Journal of Finance*, 42, 665–683.
- Stone, M. (1974), "Cross-validation choice and assessment of statistical predictions", *Journal of the Royal Statistical Society B*, 36, 111-147.
- Subramanian, V., Hung, M.S. and Hu, M.Y. (1993), "An experimental evaluation of neural networks for classification", *Computers and Operations Research*, 20/7, 769-782.

- Thomas, L.C., Edelman, D.B. and Crook, J.N. (2002), *Credit scoring and its applications*, SIAM Monographs on Mathematical Modeling and Computation, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia.
- Treacy, W.F. and Carey, M. (2000), “Credit risk rating systems at large US banks”, *Journal of Banking and Finance*, 24, 167-201.
- Tsomocos, D.P. (2003), “Equilibrium analysis, banking and financial instability”, *Journal of Mathematical Economics*, 39, 619-655.
- Vapnik, V. (1995), *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer-Verlag, New York.
- Vellido, A., Lisboa, P.J.G. and Vaughan, J. (1999), “Neural networks in business: a survey of applications (1992-1998)”, *Expert Systems with Applications*, 17, 51-70.
- West, D. (2000), “Neural network credit scoring models”, *Computers and Operations Research*, 27, 1131-1152.
- Yohannes, Y. and Webb, P. (1999), *Classification and regression trees, Cart. A user manual for identifying indicators of vulnerability to famine and chronic food insecurity*, International Food Policy Research Institute, Microcomputers in Policy Research 3, Washington D.C.