



**ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ**  
**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ**  
**ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΝΕΕΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ**  
**ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΣΤΗΝ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ**  
**ΠΙΣΤΟΛΗΠΤΙΚΗΣ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ**

Υπό  
**ΛΙΒΑΝΟΥ ΙΩΑΝΝΑ**

Επιβλέπων Καθηγητής: **ΔΟΥΜΠΟΣ ΜΙΧΑΛΗΣ**

**Χανιά, 2010**

## Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Μιχάλη Δούμπο για την παρότρυνσή του να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα αλλά και για το ιδιαίτερο ενδιαφέρον, την καθοδήγηση και τις υποδείξεις που μου παρείχε, κατά την διεξαγωγή της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου και την οικογένειά μου για την ηθική και υλική τους συμπαράσταση κατά την διάρκεια των σπουδών μου.

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

|                                                                                    |           |
|------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>Εισαγωγή.....</b>                                                               | <b>5</b>  |
| <b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Ο πιστωτικός κίνδυνος.....</b>                                      | <b>7</b>  |
| 1.1 Οι τραπεζικοί κίνδυνοι.....                                                    | 7         |
| 1.2 Ορισμός και ερμηνεία του πιστωτικού κινδύνου.....                              | 8         |
| 1.2.1 Οι παράμετροι του πιστωτικού κινδύνου.....                                   | 10        |
| 1.3 Επιτροπή της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία.....                         | 11        |
| 1.3.1 Βασιλεία I: Συμφωνία για την Κεφαλαιακή Επάρκεια των Τραπεζών.....           | 11        |
| 1.3.2 Βασιλεία II: Η Νέα Συμφωνία για την Κεφαλαιακή Επάρκεια των τραπεζών .....   | 12        |
| 1.3.2.1 Τυποποιημένη μέθοδος (Standardized Approach).....                          | 13        |
| 1.3.2.2 Μέθοδος εσωτερικών διαβαθμίσεων (Internal Ratings Based Approach).....     | 14        |
| 1.4 Υπολογισμός των κεφαλαιακών απαιτήσεων έναντι του πιστωτικού κινδύνου .....    | 14        |
| 1.4.1 Τυποποιημένη μέθοδος.....                                                    | 15        |
| 1.4.2 Μέθοδος εσωτερικών διαβαθμίσεων.....                                         | 16        |
| 1.5 Τεχνικές μείωσης του πιστωτικού κινδύνου.....                                  | 18        |
| 1.6 Μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου.....                               | 19        |
| 1.6.1 Εσωτερικά μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου.....                   | 21        |
| 1.6.2 Εξωτερικά μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου.....                   | 21        |
| 1.7 Κατασκευή μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου.....                      | 24        |
| 1.8 Προδιαγραφές των μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου.....               | 25        |
| <b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Συστήματα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου.....</b>                | <b>27</b> |
| 2.1 Τα συστήματα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου και η κατηγοριοποίησή τους..... | 27        |
| 2.2 Τα συστήματα πιστοληπτικής διαβάθμισης (credit rating).....                    | 28        |
| 2.3 Πιστοληπτική βαθμολόγηση (credit scoring).....                                 | 29        |
| 2.3.1 Διακριτική ανάλυση (Discriminant analysis).....                              | 30        |
| 2.3.1.1 Κριτικές και μελέτες για την διακριτική ανάλυση.....                       | 31        |
| 2.3.2 Λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας (logit model).....                           | 32        |
| 2.3.3 Κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (probit model).....                           | 33        |
| 2.3.4 Γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (linear probability model).....               | 33        |
| 2.4 Μη παραμετρικά μοντέλα.....                                                    | 34        |
| 2.4.1 Έμπειρα συστήματα (Expert Systems).....                                      | 34        |
| 2.4.2 Νευρωνικά δίκτυα (neural networks).....                                      | 34        |
| 2.4.2.1 Multi-layer perceptron (MLP).....                                          | 36        |
| 2.4.2.2 Δίκτυα ακτινικής βάσης (RBF).....                                          | 37        |
| 2.4.2.3 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων.....                | 37        |
| 2.4.3 Δέντρα ταξινόμησης (Decision trees).....                                     | 38        |
| 2.4.3.1 Μελέτες για τα δέντρα απόφασης.....                                        | 40        |
| 2.4.3.2 Τεχνικές βασισμένες στα δέντρα απόφασης.....                               | 40        |
| 2.4.4 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines- SVM).....          | 41        |
| 2.4.4.1 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης για δυαδική γραμμική ταξινόμησης.....      | 42        |

|                                                                                             |           |
|---------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.4.4.2 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης αποφάσεων για δυαδική, μη γραμμική ταξινόμηση ..... | 45        |
| 2.4.4.3 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης πολλαπλών κλάσεων.....                              | 46        |
| 2.4.4.4 Μελέτες για την αποτελεσματικότητα των SVM.....                                     | 48        |
| 2.4.4.5 Προσθετικές μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (ASVM).....                             | 49        |
| 2.4.5 Ασαφής λογική (Fuzzy logic).....                                                      | 51        |
| 2.4.6 Πλησιέστερων γειτόνων (nearest neighbor).....                                         | 52        |
| 2.5 Πολυκριτήρια ανάλυση.....                                                               | 53        |
| 2.5.1 Τα συστήματα FINCLAS και FIVENA.....                                                  | 53        |
| 2.6 Μοντέρνα συστήματα.....                                                                 | 54        |
| 2.6.1 Το υπόδειγμα του Merton και τα δομικά μοντέλα.....                                    | 54        |
| 2.6.2 Υβριδικά μοντέλα.....                                                                 | 55        |
| <b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Υλοποίηση του πειράματος.....</b>                                            | <b>56</b> |
| 3.1 Περιγραφή μελέτης.....                                                                  | 56        |
| 3.2 Δεδομένα.....                                                                           | 56        |
| 3.3 Αποτελέσματα.....                                                                       | 61        |
| 3.3.1 Προσθετικές μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων.....                                      | 61        |
| 3.3.2 Μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων.....                                                  | 65        |
| 3.3.3 Διακριτική ανάλυση.....                                                               | 67        |
| 3.3.4 Νευρωνικά δίκτυα.....                                                                 | 69        |
| 3.3.5 Δέντρα απόφασης.....                                                                  | 71        |
| 3.3.5 Σύνοψη αποτελεσμάτων.....                                                             | 74        |
| <b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Συμπεράσματα.....</b>                                                        | <b>76</b> |
| <b>Βιβλιογραφία.....</b>                                                                    | <b>78</b> |

# Εισαγωγή

Ο τραπεζικός κλάδος είναι από τους σημαντικότερους κλάδους μιας οικονομίας καθώς φέρει μεγάλο μερίδιο ευθύνης στη διαμόρφωση του ΑΕΠ. Τα τελευταία όμως χρόνια το περιβάλλον μέσα στο οποίο δραστηριοποιούνται οι τράπεζες είναι ιδιαίτερα πολύπλοκο και μεταβάλλεται συνέχεια. Έννοιες όπως ο ανταγωνισμός, η παγκοσμιοποίηση και η αβεβαιότητα, το επηρεάζουν σημαντικά με χαρακτηριστικό παράδειγμα την πρόσφατη οικονομική κρίση. Υπό αυτές τις συνθήκες, οι τράπεζες θα πρέπει να είναι σε θέση να προβλέψουν έγκαιρα μια πιθανή οικονομική ζημιά, να λάβουν μέτρα για την αποφυγή ή εξουδετέρωσή της και να σχηματίσουν προβλέψεις για την κάλυψη ενδεχόμενων ζημιών, έτσι ώστε να εξασφαλίσουν τη βιωσιμότητά τους.

Το σύνολο των κινδύνων που αντιμετωπίζει ένα τραπεζικό ίδρυμα, ονομάζεται «τραπεζικοί κίνδυνοι» και η αποτελεσματική διαχείριση τους είναι υψίστης σημασίας, προκειμένου να είναι εφικτή η μακροχρόνια κερδοφορία τους. Ερευνητές από τον χώρο της χρηματοοικονομικής επιστήμης, της στατιστικής και της τεχνητής νοημοσύνης, έχουν στραφεί στην ανάλυση των χρηματοοικονομικών αυτών κινδύνων. Η ανάπτυξη του τομέα της διαχείρισης κινδύνων στα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, τα τελευταία χρόνια, έχει στόχο την κατασκευή και εφαρμογή των κατάλληλων μοντέλων για την παρακολούθηση, μέτρηση και εκτίμηση των κινδύνων αυτών.

Ανάμεσα στους σημαντικότερους τραπεζικούς κινδύνους, είναι ο πιστωτικός, ο οποίος αποτελεί τον πλέον αποτιμήσιμο κίνδυνο που μπορεί να αναλάβει μία τράπεζα, και σχετίζεται με την αξιολόγηση ενός δανειολήπτη να αποπληρώσει τις υποχρεώσεις του. Πιθανή ασυνέπεια του δανειολήπτη ως προς την αποπληρωμή του δανείου του, μπορεί να προκαλέσουν προβλήματα ρευστότητας που να οδηγήσουν ακόμα και σε πιθανή χρεωκοπία των τραπεζικών συστημάτων. Η πιθανότητα αυτή, σε συνδυασμό με διεθνής καταστάσεις όπως η ανάγκη των τραπεζών για καλύτερης ποιότητας πελάτες και για μεγαλύτερα περιθώρια κέρδους, ώθησαν τους αναλυτές στην ανάπτυξη αντικειμενικών μοντέλων πιστωτικού κινδύνου, που στοχεύουν στην αποτελεσματικότερη μέτρησή του και κατά συνέπεια αντιμετώπισή του.

Ο σκοπός της παρούσας εργασίας, είναι η εφαρμογή ενός νέου μοντέλου ταξινόμησης, των προσθετικών μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων, με στόχο την μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου που ενέχουν επιχειρήσεις του κατασκευαστικού κλάδου, και στη συνέχεια η ταξινόμηση τους σε τέσσερις κατηγορίες διαβάθμισης. Στη συνέχεια πραγματοποιείται αξιολόγηση του συγκεκριμένου μοντέλου, μέσα από εκτεταμένη σύγκριση με άλλα αξιόπιστα συστήματα ταξινόμησης. Στα πλαίσια αυτά, η εργασία έχει δομηθεί ως εξής:

Στο 1<sup>ο</sup> κεφάλαιο ορίζεται ο πιστωτικός κίνδυνος και παρουσιάζονται οι προτάσεις της Επιτροπής της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία, σχετικά με την κεφαλαιακή επάρκεια των τραπεζών και των μεθόδων υπολογισμού της. Γίνεται αναφορά στις τεχνικές μείωσης του πιστωτικού κινδύνου, σύμφωνα με την Τράπεζα της Ελλάδος και αναλύονται τα μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου. Επίσης,

περιγράφεται η διαδικασία κατασκευής μοντέλων εκτίμησης αλλά και οι προδιαγραφές που θα πρέπει να πληρούν.

Το 2<sup>ο</sup> κεφάλαιο, περιέχει τα συστήματα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου και τις κατηγορίες στις οποίες εντάσσονται, και γίνεται εκτενής αναφορά στα μοντέλα που εφαρμόστηκαν στην παρούσα εργασία, δηλαδή τις μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων, τις προσθετικές μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων, τα νευρωνικά δίκτυα, τα δέντρα απόφασης και την διακριτική ανάλυση.

Στο 3<sup>ο</sup> κεφάλαιο παρουσιάζεται η υλοποίηση του πειράματος αλλά και τα αποτελέσματα που προέκυψαν. Γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων του μοντέλου των προσθετικών μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης με τα αντίστοιχα των άλλων μοντέλων που εφαρμόστηκαν, και σχολιάζεται η αποδοτικότητά του.

Τέλος, στο 4<sup>ο</sup> κεφάλαιο, παρατίθενται συμπεράσματα από την διεξαγωγή της έρευνας και προτείνονται μελλοντικές έρευνες που θα συμβάλλουν στην καλύτερη αντιμετώπιση του πιστωτικού κινδύνου αλλά και στην βελτίωση της αποδοτικότητας των μοντέλων εκτίμησης του.

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

## Ο ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΣ ΚΙΝΔΥΝΟΣ

### 1.1 Οι τραπεζικοί κίνδυνοι

Ο κυριότερος ρόλος των τραπεζών είναι η διαμεσολάβηση ανάμεσα σε αποταμιευτές και πιστούχους. Οι κίνδυνοι όμως που σχετίζονται με τη συγκεκριμένη διαδικασία είναι πολλοί και με διαφορετική βαρύτητα ο καθένας. Οι σημαντικότεροι τραπεζικοί κίνδυνοι, οι οποίοι παρακολουθούνται από τις ελληνικές εμπορικές τράπεζες είναι οι εξής τέσσερις:

- Πιστωτικός κίνδυνος (credit risk): εκφράζει την ενδεχόμενη αδυναμία του πελάτη της τράπεζας να εκπληρώσει τις συμβατικές του υποχρεώσεις και να εξυπηρετήσει το δάνειό του, με αποτέλεσμα τη μη εξόφληση ή την καθυστερημένη αποπληρωμή.
- Κίνδυνος ρευστότητας (liquidity risk): εκφράζει την πιθανή αδυναμία της τράπεζας να ανταποκριθεί στις ταμειακές της υποχρεώσεις.
- Κίνδυνος αγοράς (market risk): εκφράζει την πιθανή ζημία που μπορεί να προέλθει από τις μεταβολές των μεταβλητών της αγοράς όπως τα επιτόκια, οι συναλλαγματικές ισοτιμίες, οι τιμές μετοχών, οι τιμές προϊόντων/εμπορευμάτων, κατά τη διαχείριση των στοιχείων του ενεργητικού και του παθητικού.
- Λειτουργικός κίνδυνος (operational risk): εκφράζει την πιθανή εμφάνιση ζημιών λόγω προβλημάτων στις εσωτερικές διαδικασίες, στα συστήματα, στο ανθρώπινο δυναμικό και στα εξωτερικά γεγονότα.

Η διαχείριση των παραπάνω, και όχι μόνο, κινδύνων, αποτελεί κύριο μέλημα των τραπεζών, για να αποφευχθεί η πιθανότητα πτώχευσής τους. Για να εξασφαλιστεί λοιπόν η σταθερότητα των τραπεζικών συστημάτων, απαιτείται η καθιέρωση κάποιων κανόνων ελέγχου των τραπεζικών κινδύνων. Γι' αυτό το λόγο, το 1974 ιδρύθηκε η Επιτροπή της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία (Basel Committee on Banking Supervision – BCBS).

Από τους παραπάνω όμως κινδύνους, αυτός που βρίσκεται στο επίκεντρο των γεγονότων στο χρηματοοικονομικό και επιχειρηματικό χώρο, είναι ο πιστωτικός, καθώς αποτελεί τη σοβαρότερη απειλή για τη φερεγγυότητα των πιστωτικών οργανισμών και παρουσιάζει σημαντικό ενδιαφέρον, τόσο για τους επιστήμονες του χώρου όσο και για επαγγελματίες (επενδυτές, χρηματοοικονομικοί αναλυτές κ.α.), (Ζοπουνίδης και Λεμονάκης, 2009). Συνεπώς η αποτελεσματική αντιμετώπισή του, μέσω κατάλληλων μοντέλων αξιολόγησης των πελατών των τραπεζών, είναι υψίστης σημασίας για όλους τους τραπεζικούς οργανισμούς.

Σύμφωνα με την Επιτροπή της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία (BCBS,2001), οι πελάτες των τραπεζών, που σχετίζονται με τη χορήγηση δανείων, τα οποία αποτελούν την πηγή του πιστωτικού κινδύνου, χωρίζονται στις εξής τέσσερις κατηγορίες:

- Ιδιώτες. Συγκεκριμένα αναφέρεται στα στεγαστικά, επαγγελματικά και καταναλωτικά δάνεια, τις πιστωτικές κάρτες κ.α.
- Επιχειρήσεις.
- Τράπεζες.
- Χώρες ή δημόσιοι οργανισμοί.

Κάθε μία από τις παραπάνω κατηγορίες, απαιτεί τη χρήση διαφορετικού μοντέλου αξιολόγησης λόγω των διαφορετικών παραμέτρων και κριτηρίων που περιέχουν.

## 1.2 Ορισμός και ερμηνεία του πιστωτικού κινδύνου

Σύμφωνα με τους Ζοπουνίδης και Λεμονάκης (2009), ο πιστωτικός κίνδυνος εκφράζει την πιθανότητα διαγραφής ενός δανείου από τον ισολογισμό της τράπεζας, ως ζημιά εξ επισφαλών απαιτήσεων, συνιστά δε την ουσία του πιστωτικού κινδύνου για την χρηματοδότη τράπεζα. Η πιθανότητα αυτή (πιθανότητα αθέτησης) είναι συνάρτηση των ακόλουθων παραγόντων :

- Του τρόπου αποπληρωμής του δανείου: ο οποίος επηρεάζει όπως είναι φυσικό την εξέλιξη του ανεξόφλητου ύψους του δανείου μέχρι τη λήξη του. Το ύψος αυτό είναι φυσικό ότι μειώνεται σταδιακά στην περίπτωση τοκοχρεολυτικού δανείου, κυμαίνεται γύρω από ένα μέσο υπόλοιπο στην περίπτωση του δανείου με ανοικτό λογαριασμό, ενώ μπορεί να αυξάνεται κατά τη διάρκεια σταδιακής εκταμίευσης ( π.χ. για τα κατασκευαστικά-επενδυτικά δάνεια).
- Της χρηματοοικονομικής κατάστασης του πελάτη: η οποία επηρεάζει την ικανότητά του να ανταποκριθεί στις υποχρεώσεις του για την καταβολή των τόκων και των δόσεων του δανείου. Η χρηματοοικονομική κατάσταση του πελάτη αξιολογείται βάσει ορισμένων ποσοτικών και ποιοτικών κριτηρίων, τα οποία αναφέρονται στην δομή του ισολογισμού, το ιστορικό της επιχείρησης, το επίπεδο της διοίκησης και τις προοπτικές του κλάδου. Πελάτες με καλή αξιολόγηση που δραστηριοποιούνται σε δυναμικούς κλάδους, και οι οποίοι διακρίνονται για την ισχυρή χρηματοοικονομική δομή τους, με υψηλό βαθμό ρευστότητας και την ικανοποιητική τους κερδοφορία, παρουσιάζουν χαμηλότερη πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεών τους.
- Της διάρκειας του δανείου: Τα μακροπρόθεσμα δάνεια παρουσιάζουν μεγαλύτερη πιθανότητα μεταφοράς τους στις οριστικές καθυστερήσεις γιατί στο βάθος του χρόνου αυξάνεται και η πιθανότητα μεταβολής της αξιολόγησης του πελάτη.



- Της ποιότητας των εξασφαλίσεων: από την οποία εξαρτάται το ποσοστό του δανείου που η τράπεζα ανακτά σε περίπτωση που αυτό μεταφερθεί στις καθυστερήσεις και η τράπεζα επιδιώκει τη ρευστοποίηση των εξασφαλίσεων προκειμένου να επανακτήσει μέσω αυτών μέρος του δανείου.

Η Τράπεζα της Ελλάδος- ΤτΕ (2007β), αναφέρει ότι «αθέτηση υποχρέωσης» του πιστούχου παρατηρείται όταν συμβαίνει μία από τις παρακάτω περιπτώσεις:

- α. Το πιστωτικό ίδρυμα θεωρεί ότι ο πιστούχος είναι ευλόγως πιθανό να μην εκπληρώσει στο σύνολο τους τις υποχρεώσεις πληρωμών προς το πιστωτικό ίδρυμα.
- β. Ο πιστούχος έχει εμφανίσει ουσιαστική καθυστέρηση άνω των 90 ημερών στην αποπληρωμή κάποιας εκ των υποχρεώσεων του προς το πιστωτικό ίδρυμα.

Τα δάνεια που χορηγούν οι τράπεζες, συμβάλλουν στην οικονομική ανάπτυξη των χωρών καθώς βοηθούν με πολλούς τρόπους, τόσο τους ιδιώτες όσο και τις επιχειρήσεις που τα δέχονται. Συνήθως οι ιδιώτες δανείζονται για να προβούν σε σημαντικές αγορές όπως σπιτιών και αυτοκινήτων αλλά και σε μικρότερες που σχετίζονται με την κάλυψη βασικών καθημερινών αναγκών, όπως ένδυση, υπόδηση, και φαγητό, βελτιώνοντας με αυτό τον τρόπο το επίπεδο διαβίωσής τους, ενώ οι επιχειρήσεις δανείζονται τόσο για να επεκτείνουν τη δραστηριότητά τους όσο και για να καλύψουν τυχόν απώλειες, διασφαλίζοντας έτσι τη σταθερότητα και τη βιωσιμότητά τους. Στην περίπτωση όμως που οι δανειολήπτες αδυνατούν να ανταπεξέλθουν στις υποχρεώσεις τους απέναντι στα πιστωτικά ιδρύματα, οι συνέπειες είναι δυσμενείς και για τους δύο συμβαλλόμενους. Συγκεκριμένα, τα πιστωτικά ιδρύματα μπορεί να οδηγηθούν σε έλλειψη ρευστότητας και στη συνέχεια σε χρεοκοπία. Οι λόγοι που μπορεί να οδηγήσουν σε μία τέτοια κατάσταση είναι η οικονομική δυσπραγία, η χρεοκοπία ή ακόμα, απλά η απροθυμία εξόφλησης του χρέους από την πλευρά των δανειοληπτών.

Για την αποφυγή της παραπάνω κατάστασης, έχουν πραγματοποιηθεί μελέτες για την έκθεση των τραπεζικών συστημάτων στον πιστωτικό κίνδυνο και οι οποίες οδήγησαν σε νομοθετικές ρυθμίσεις. Συγκεκριμένα, ορίζονται οι ελάχιστες κεφαλαιακές απαιτήσεις που θα πρέπει να διαθέτει κάθε πιστωτικό ίδρυμα προκειμένου να αντισταθμίζεται ο πιστωτικός κίνδυνος. Επίσης προτείνεται η ανάπτυξη μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου έτσι ώστε τα τραπεζικά συστήματα να είναι σε θέση να υπολογίσουν το συνολικό κίνδυνο που αφορά το χαρτοφυλάκιο τους. Τα μοντέλα αυτά, στόχο έχουν να κατατάξουν τους πιστούχους σε μία κατηγορία πιστωτικού κινδύνου, η οποία θα αντιπροσωπεύει την πιστοληπτική τους ικανότητα, δηλαδή την ικανότητα τους να ανταπεξέλθουν στις δανειακές τους υποχρεώσεις.

Η διαδικασία της αξιολόγησης των πιστούχων, περιλαμβάνει δύο βασικά προβλήματα. Το πρώτο αφορά την επιλογή των κριτηρίων που θα πρέπει να εξεταστούν. Ως κριτήρια μπορούν να θεωρηθούν τα χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων, στρατηγικές μεταβλητές ποιοτικής φύσης οι οποίες επηρεάζουν την λειτουργία των επιχειρήσεων και την σχέση τους με την αγορά, αλλά και παράγοντες όπως τα επιτόκια και ο πληθωρισμός που επιδρούν στο περιβάλλον που λειτουργούν οι επιχειρήσεις. Μετά τη συλλογή των κριτηρίων ακολουθεί η αξιολόγησή τους, έτσι ώστε οι πιστωτικοί αναλυτές να επιλέξουν τα σημαντικότερα και στη

συνέχεια να τα αναλύσουν. Το δεύτερο πρόβλημα επικεντρώνεται στον τρόπο που θα γίνει η σύνθεση των κριτηρίων ώστε να ληφθεί η τελική απόφαση σχετικά με την χορήγηση ή όχι του δανείου. Εξαιτίας των παραπάνω δύο προβλημάτων, καθίσταται αναγκαία η ανάπτυξη των κατάλληλων μοντέλων αξιολόγησης (credit scoring models).

### 1.2.1 Οι παράμετροι του πιστωτικού κινδύνου

Ο πιστωτικός κίνδυνος, για την καλύτερη ανάλυση και μελέτη του, μπορεί να χωριστεί σε επιμέρους διαστάσεις, οι οποίες είναι οι εξής τέσσερις:

1. Πιθανότητα αθέτησης ( Probability at Default, PD): εκφράζει την αδυναμία του δανειολήπτη να πληρώσει μία δόση και μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα τη μερική ή ολική απώλεια του ποσού αυτού για τον πιστωτή. Η εκτίμηση για την πιθανότητα αυτή, δεν μπορεί να λαμβάνεται μικρότερη του 0,03%.
2. Ζημιά σε περίπτωση ασυνέπειας (Loss Given Default, LGD): περιγράφει το τμήμα από το ποσό που οφείλεται, τη στιγμή της ασυνέπειας, που κατάφερε ο πιστωτής να ανακτήσει από τον δανειζόμενο. Συνήθως υπάρχουν διασφαλίσεις(π.χ. υποθήκες) που δίνουν τη δυνατότητα στους πιστωτές να καλύψουν μερικώς ή ολικώς τις ζημιές που υφίστανται. Το ποσοστό του ποσού που κατάφερε να ανακτήσει ως προς τη συνολική οφειλή ονομάζεται ποσοστό ανάκτησης (Recovery Rate), ενώ το ποσοστό του ποσού που δεν κατάφερε να ανακτήσει ως προς τη συνολική οφειλή αποτελεί ζημιά.
3. Μέγεθος έκθεσης (Exposure at Default, EAD): εκφράζει το ποσό που χρωστάει ο δανειολήπτης στον πιστωτή τη στιγμή της ασυνέπειας. Είναι δύσκολο να γίνει ακριβής εκτίμηση του μεγέθους αυτού, καθώς είναι άγνωστο αν και πότε θα προκύψει αθέτηση μίας πληρωμής.
4. Αναμενόμενη ζημιά σε περίπτωση ασυνέπειας (Expected Loss, EL): περιγράφει τις κατά μέσο όρο ζημιές που μπορεί να υποστεί ένα χρηματοπιστωτικό ίδρυμα, κατά τη διάρκεια ενός έτους. Οι ζημιές αυτές προέρχονται από ασυνέπειες στην αποπληρωμή των χορηγούμενων δανείων.

Σύμφωνα με τα παραπάνω, προκύπτει ότι η αναμενόμενη ζημιά σε περίπτωση ασυνέπειας υπολογίζεται ως εξής:

$$EL = PD * LGD * EAD$$

Οι εκτιμήσεις των παραπάνω παραμέτρων, υπολογίζονται από τα πιστωτικά ιδρύματα, λαμβάνοντας υπόψη ιστορικά δεδομένα και εμπειρικές ενδείξεις και δεν στηρίζονται αποκλειστικά σε υποκειμενικές κρίσεις. Επίσης, θα πρέπει να συμπεριλαμβάνονται στις εκτιμήσεις αυτές και οι επιπτώσεις των τεχνολογικών εξελίξεων αλλά και τα νέα δεδομένα, όταν αυτά προκύπτουν.

### 1.3 Επιτροπή της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία

Όπως προαναφέρθηκε, η Επιτροπή της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία δημιουργήθηκε το 1974, από τους Διοικητές των Κεντρικών Τραπεζών της ομάδας των 10 κρατών, G10, δηλαδή τον Καναδά, τις ΗΠΑ, την Γερμανία, την Ιταλία, το Ηνωμένο Βασίλειο, τις Κάτω χώρες, την Ελβετία, το Βέλγιο, την Σουηδία και την Ιαπωνία, με στόχο την ενίσχυση της εμπιστοσύνης του κοινού μέσα από την εξασφάλιση της σταθερότητας του διεθνούς τραπεζικού συστήματος. Τα κύρια μέσα που χρησιμοποιεί, για την υλοποίηση του στόχου της, είναι η διασυνοριακή συνεργασία των τραπεζικών εποπτικών αρχών, η προληπτική εποπτεία και κυρίως η ακριβής καταγραφή και διαχείριση των κινδύνων στους οποίους εκτίθενται οι τράπεζες.

Συνεδριάζει τέσσερις έως πέντε φορές το χρόνο και η έδρα της είναι στη Βασιλεία της Ελβετίας. Δεν αποτελεί διεθνή οργανισμό αλλά μία διεθνή οργάνωση(forum) χωρίς νομική προσωπικότητα. Λειτουργεί συμβουλευτικά, διαμορφώνοντας προτάσεις για την πρόληψη κρίσεων και τη δημιουργία συνθηκών υγιή ανταγωνισμού μεταξύ των διεθνών πιστωτικών ιδρυμάτων. Οι προτάσεις αυτές εκδίδονται, και μέχρι σήμερα έχουν δημοσιοποιηθεί δύο τέτοιες συμφωνίες, η Βασιλεία I και η Βασιλεία II, ενώ στη συνέχεια έχουν γίνει πολλές αναπροσαρμογές. Βασικό ζήτημα προς εξέταση και στις δυο συμφωνίες, αποτελεί ο πιστωτικός κίνδυνος και η αντιμετώπισή του.

#### 1.3.1 Βασιλεία I: Συμφωνία για την Κεφαλαιακή Επάρκεια των Τραπεζών

Το 1988 συντάχθηκε η Συμφωνία για την Κεφαλαιακή Επάρκεια των Τραπεζών, με κύριο στόχο τη δημιουργία ίσων όρων τραπεζικού ανταγωνισμού σε διεθνές επίπεδο, καθιερώνοντας ένα κοινώς αποδεκτό εποπτικό πλαίσιο για την κεφαλαιακή επάρκεια των τραπεζών. Συγκεκριμένα, εισήχθηκε ένα σύστημα μέτρησης του πιστωτικού κινδύνου για τα εντός και εκτός ισολογισμού στοιχεία του ενεργητικού(σταθμισμένο ενεργητικό), το οποίο αποτελείται από πέντε κατηγορίες με βάρος κινδύνου μηδέν(για παράδειγμα το εγχώριο χρέος), δέκα, είκοσι, πενήντα και εκατό τοις εκατό (για παράδειγμα το δημόσιο χρέος), και ορίστηκε ελάχιστος δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας ίσος με 8% του σταθμισμένου ενεργητικού. Με αυτό τον τρόπο, τα πιστωτικά ιδρύματα θα είναι σε θέση να ανταπεξέλθουν σε πιθανή ζημία λόγω μη εκπλήρωσης της υποχρέωσης του δανειζόμενου, καθώς θα διαθέτουν τα κεφάλαια που απαιτούνται. Ο παραπάνω συντελεστής ονομάστηκε δείκτης φερεγγυότητας (s), και προκύπτει από τη σχέση:

$$\text{Δείκτης Φερεγγυότητας} = \frac{\text{Ιδια Κεφάλαια}}{\text{Σταθμισμένο Ενεργητικό}}$$

Είναι η πρώτη φορά που συνδέεται το ύψος των Ιδίων Κεφαλαίων με τον πιστωτικό κίνδυνο και καθιερώνεται ο συντελεστής φερεγγυότητας για την αντιμετώπιση του πιστωτικού κινδύνου. Σύμφωνα με τους Καπόπουλος και Προβόπουλος(2004), τα ίδια κεφάλαια αποτελούν την εξασφάλιση έναντι των κινδύνων που αναλαμβάνει η τράπεζα, ενώ το σταθμισμένο ενεργητικό αντανακλά το απόλυτο ύψος πιστωτικού κινδύνου που έχει αναλάβει.

Σημαντικά όμως προβλήματα του Συμφώνου της Βασιλείας I, όπως η ανάγκη για καθορισμό των συντελεστών στάθμισης ανεξάρτητα από το μέγεθος του πιστωτικού ιδρύματος, η μη αξιολόγηση σημαντικών κινδύνων όπως ο λειτουργικός, ο πιστωτικός και ο συναλλαγματικός αλλά και ο αυθαίρετος καθορισμός του ελάχιστου επιπέδου της κεφαλαιακής επάρκειας, οδήγησαν την Επιτροπή της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία σε αναθεώρηση του Συμφώνου και στην επιβολή νέων κανόνων εποπτείας. Πραγματοποιήθηκαν αρκετές αναθεωρήσεις της Βασιλείας I και δημοσιεύσεις νέων κειμένων, μέχρι τη δημοσίευση του νέου Συμφώνου, γνωστού ως Βασιλεία II, τον Ιούνιο του 2004, το οποίο επιφέρει σημαντικές αλλαγές στην πρόληψη και διαχείριση των κινδύνων στους οποίους εκτίθενται οι τράπεζες.

### 1.3.2 Βασιλεία II: Η Νέα Συμφωνία για την Κεφαλαιακή Επάρκεια των Τραπεζών

Το πρώτο κείμενο αναθεώρησης δημοσιοποιήθηκε τον Ιούνιο του 1999 και περιείχε προτάσεις οι οποίες λάμβαναν υπόψη την ιδιαιτερότητα των πιστωτικών ιδρυμάτων και την πολυπλοκότητα της τραπεζικής διαχείρισης. Ανάμεσα στους στόχους του νέου συμφώνου, συνεχίζει να υπάρχει η προώθηση της ασφάλειας και της σταθερότητας του διεθνούς χρηματοπιστωτικού συστήματος και η ενίσχυση των συνθηκών ίσου ανταγωνισμού. Σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο, το νέο αυτό κείμενο, εισάγει ένα αυστηρό θεσμικό πλαίσιο ανάπτυξης, λειτουργίας και ελέγχου των συστημάτων εκτίμησης του και χρησιμοποιεί την πιστοληπτική ικανότητα ως κριτήριο διαφοροποίησης. Για να αναπτύξει τις προτάσεις της, η Βασιλεία II χρησιμοποιεί τρεις πυλώνες.

➤ *Πυλώνας I: Κεφαλαιακή επάρκεια*

Αναφέρεται στη θέσπιση νέων μεθόδων υπολογισμού των κεφαλαιακών απαιτήσεων, έναντι των κινδύνων που αντιμετωπίζουν τα πιστωτικά ιδρύματα. Επίσης, για πρώτη φορά γίνεται αναφορά για διακράτηση κεφαλαίου όχι μόνο για τον πιστωτικό κίνδυνο αλλά και για τους λειτουργικό και συναλλαγματικό.

Συγκεκριμένα για τον πιστωτικό κίνδυνο, αναπτύσσονται δύο τρόποι υπολογισμού των κεφαλαιακών απαιτήσεων, η τυποποιημένη μέθοδος και η μέθοδος εσωτερικών διαβαθμίσεων, η οποία χωρίζεται σε δύο επιμέρους μεθοδολογίες, την θεμελιώδη και την εξελιγμένη.

Επιπλέον, ο δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας διαμορφώνεται ως εξής:

$$\text{Κεφαλαιακή Επάρκεια} = \frac{K}{PK_{\Sigma E} + 12,5 * (AK + KA)} \geq 8\%$$

K : τα εποπτικά ίδια κεφάλαια

PK<sub>ΣΕ</sub> : το σταθμισμένο ενεργητικό, κατά τον πιστωτικό κίνδυνο,

AK : οι κεφαλαιακές απαιτήσεις για το λειτουργικό κίνδυνο

KA : οι κεφαλαιακές απαιτήσεις για τον κίνδυνο αγοράς

- *Πυλώνας II: Εποπτεία*  
Αναφέρεται στις διαδικασίες επιθεώρησης της κεφαλαιακής επάρκειας από τις εποπτικές αρχές. Οι ελεγκτές θα πρέπει να εξασφαλίζουν ότι κάθε τράπεζα διαθέτει τα ελάχιστα κεφάλαια που απαιτούνται για τη διαχείριση των κινδύνων αλλά και να ελέγχει τις στρατηγικές που αναπτύσσουν.
- *Πυλώνας III: Πειθαρχία στην αγορά*  
Αφορά την πειθαρχία της αγοράς ως μηχανισμού ενδυνάμωσης της φερεγγυότητα των τραπεζών. Οι τράπεζες υποχρεώνονται να αποκαλύπτουν χρηματοοικονομικά στοιχεία, σχετικά με την κεφαλαιακή της επάρκεια και την επικινδυνότητα που τη χαρακτηρίζει. Με αυτό τον τρόπο, οι επενδυτές θα μπορούν να έχουν μία όσο το δυνατόν ολοκληρωμένη εικόνα της κεφαλαιακής επάρκειας και θα μπορούν να κάνουν ακριβείς εκτιμήσεις σχετικά με την αποδοτικότητα και την συνολική έκθεση σε τραπεζικούς κινδύνους.

### 1.3.2.1 Τυποποιημένη μέθοδος ( Standardized Approach )

Η τυποποιημένη μέθοδος είναι η πιο απλή από τις προτεινόμενες μεθοδολογίες του νέου συμφώνου για τον υπολογισμό των κεφαλαιακών απαιτήσεων, και αποτελεί συνέχεια της μεθοδολογίας της Βασιλείας I, αλλά με υψηλότερο βαθμό ευαισθησίας ως προς τον κίνδυνο, στο μέτρο που οι συντελεστές κινδύνου προσδιορίζονται ανάλογα με τη διαβάθμιση της πιστοληπτικής ικανότητας του δανειζομένου. Συγκεκριμένα, η νέα αυτή μέθοδος, διαφέρει από τη παλαιότερη στα εξής σημεία (ΤτΕ,2007α):

- Αυξάνει τον αριθμό κατηγοριών κατάταξης για τη στάθμιση των χρηματοδοτικών ανοιγμάτων. Τα ανοίγματα κατηγοριοποιούνται βάσει της ιδιότητας του αντισυμβαλλομένου και του είδους της συναλλαγής. Στη συνέχεια γίνεται στάθμιση του ποσού ανοίγματος με βάση τον κατάλληλο συντελεστή στάθμισης του αναλαμβανόμενου κινδύνου.
- Ο σταθμισμένος κίνδυνος εξειδικεύεται περισσότερο με τη χρήση πιστοληπτικής αξιολόγησης για την κατάταξη των δανείων σε συγκεκριμένη κατηγορία στάθμισης που παρέχεται από αναγνωρισμένους εξωτερικούς οργανισμούς πιστοληπτικής αξιολόγησης.
- Αναγνωρίζονται και άλλα είδη εξασφαλίσεων, καθώς και πιο εξελιγμένες τεχνικές μείωσης του πιστωτικού κινδύνου, όπως τα πιστωτικά παράγωγα.

Τα πιστωτικά ιδρύματα μπορούν να χρησιμοποιούν για τον υπολογισμό των σταθμισμένων ανοιγμάτων τις πιστοληπτικές αξιολογήσεις των Οργανισμών Αξιολόγησης της Πιστοληπτικής Ικανότητας στους οποίους έχει δοθεί η απαραίτητη έγκριση από την τράπεζα της Ελλάδος.

### **1.3.2.2 Μέθοδος εσωτερικών διαβαθμίσεων (Internal Ratings Based Approach - IRB)**

Η μέθοδος αυτή αποτελεί καινοτόμο πρόταση της Βασιλείας II και όπως αναφέρθηκε παραπάνω, χωρίζεται σε δύο επιμέρους μεθοδολογίες, τη θεμελιώδη (Foundation IRB) και την εξελιγμένη (Advanced IRB). Εισάγει μια εξολοκλήρου νέα μεθοδολογία υπολογισμού των κεφαλαιακών απαιτήσεων, επιτρέποντας παράλληλα για πρώτη φορά, στα πιστωτικά ιδρύματα να χρησιμοποιούν εσωτερικά συστήματα για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου, τα οποία, χρησιμοποιώντας μια συνεχή συνάρτηση συντελεστών στάθμισης, κατατάσσουν τους πελάτες τους σε διακριτές κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου με βάση την εκτιμώμενη πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων τους. Τα συστήματα αυτά θα πρέπει, προκειμένου να χρησιμοποιηθούν, να έχουν πάρει άδεια από την Τράπεζα της Ελλάδος ή της εποπτικής αρχής της χώρας - έδρα της μητρικής, εφόσον πρόκειται για θυγατρική τράπεζα με έδρα στην Ευρωπαϊκή Ένωση. Η έγκριση δίνεται αφού διαπιστωθεί ότι ικανοποιούνται κάποιες προϋποθέσεις που αφορούν την επάρκεια των εσωτερικών συστημάτων που η τράπεζα έχει αναπτύξει για τη διαβάθμιση των πιστούχων και των πιστοδοτήσεων, την ποσοτικοποίηση των παραμέτρων κινδύνου, την επικύρωση των σχετικών αποτελεσμάτων και την αξιοποίησή τους στη λήψη των αποφάσεων για τη χορήγηση και την τιμολόγηση των δανείων.

Για τον υπολογισμό των σταθμίσεων, απαιτείται η εκτίμηση τεσσάρων παραμέτρων κινδύνου, της πιθανότητας ασυνέπειας, PD, της ζημίας σε περίπτωση ασυνέπειας, LGD, του μεγέθους έκθεσης, EAD, και της εναπομείνουσας διάρκειας ως την λήξη του ανοίγματος, M (Maturity).

Στη θεμελιώδη προσέγγιση, η τιμή του PD εκτιμάται από τα ίδια τα πιστωτικά ιδρύματα, ενώ τα LGD, EAD και M από την εποπτική αρχή. Αντίθετα, στην εξελιγμένη προσέγγιση όλες οι παράμετροι εκτιμώνται από τα πιστωτικά ιδρύματα, βάση εκτιμήσεων και κατάλληλων ιστορικών δεδομένων.

## **1.4 Υπολογισμός των κεφαλαιακών απαιτήσεων έναντι του πιστωτικού κινδύνου**

Όπως έχει αναφερθεί και παραπάνω, σύμφωνα με το περιεχόμενο του συμφώνου της Βασιλείας II, και συγκεκριμένα τον πρώτο πυλώνα ο οποίος περιλαμβάνει όλες τις διατάξεις σχετικά με την κεφαλαιακή επάρκεια, καθορίζεται ότι οι κεφαλαιακές απαιτήσεις των πιστωτικών ιδρυμάτων έναντι του πιστωτικού κινδύνου σε ατομική και ενοποιημένη βάση, ισούνται με το 8% των σταθμισμένων ανοιγμάτων. Τα σταθμισμένα ανοίγματα, υπολογίζονται ακολουθώντας διαφορετική μεθοδολογία για τις δύο προσεγγίσεις, την τυποποιημένη και των εσωτερικών διαβαθμίσεων. Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι μεθοδολογίες αυτές, σύμφωνα με τις διατάξεις της Τράπεζας της Ελλάδος (2007α, 2007β).

### 1.4.1 Τυποποιημένη μέθοδος

Σύμφωνα με την τυποποιημένη μέθοδο, το σταθμισμένο κατά κίνδυνο άνοιγμα υπολογίζεται ως το γινόμενο της αξίας του ανοίγματος, πολλαπλασιασμένο με τον κατάλληλο συντελεστή στάθμισης. Στην περίπτωση όμως που υπάρχουν τεχνικές μείωσης του πιστωτικού κινδύνου, η αξία του ανοίγματος και ο συντελεστής στάθμισης μπορεί να μεταβληθούν.

Αρχικά θα εξετάσουμε την περίπτωση όπου δεν υπάρχουν τεχνικές μείωσης του πιστωτικού κινδύνου. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η αξία του ανοίγματος διαμορφώνεται ανάλογα με το είδος των στοιχείων, δηλαδή αν είναι εντός ή εκτός ισολογισμού. Συγκεκριμένα, για τα εντός ισολογισμού στοιχεία, ως άνοιγμα αξίας χαρακτηρίζεται η αξία με την οποία τα στοιχεία αυτά αποτιμώνται στις οικονομικές καταστάσεις. Στην περίπτωση των εκτός ισολογισμού στοιχείων, η αξία ανοίγματος εξαρτάται από το βαθμό του πιστωτικού κινδύνου και είναι:

- ❖ το 100% της λογιστικής αξία για στοιχείο υψηλού κινδύνου
- ❖ το 50% της λογιστικής αξία για στοιχείο μεσαίου κινδύνου
- ❖ το 20% της λογιστικής αξία για στοιχείο μέτριου κινδύνου
- ❖ το 0% της λογιστικής αξία για στοιχείο χαμηλού κινδύνου

Η τιμή του συντελεστή στάθμισης εξαρτάται τόσο από το είδος του ανοίγματος, όσο και από τη βαθμίδα του πιστωτικού κινδύνου στην οποία κατατάσσεται. Υπάρχουν πολλές κατηγορίες χρηματοδοτικών ανοιγμάτων (π.χ. έναντι κεντρικών κυβερνήσεων, επιχειρήσεων, διεθνών οργανισμών), στη συνέχεια όμως θα γίνει αναφορά μόνο στα ανοίγματα έναντι επιχειρήσεων, καθώς τα συγκεκριμένα ανοίγματα μελετώνται στην παρούσα εργασία.

Για την αξιολόγηση των ανοιγμάτων ως προς τον πιστωτικό κίνδυνο, χρησιμοποιούνται οι πιστοληπτικές αξιολογήσεις που πραγματοποιούνται από αναγνωρισμένους Οργανισμούς Αξιολόγησης της Πιστοληπτικής Ικανότητας (ΟΑΠΙ). Οι οργανισμοί αυτοί χρησιμοποιούν ένα σύστημα αξιολόγησης που αποτελείται από έξη βαθμίδες πιστωτικής ποιότητας, και θεωρούνται αναγνωρισμένοι αφού πρώτα ελεγχτούν από τις αρμόδιες αρχές ως προς συγκεκριμένα κριτήρια, όπως την αντικειμενικότητα και την αποτελεσματικότητα.

Ειδικότερα στα ανοίγματα έναντι επιχειρήσεων, η τιμή του συντελεστή στάθμισης, εντοπίζεται από τον παρακάτω πίνακα, σύμφωνα πάντα με τη βαθμίδα πιστωτικής ποιότητας του ανοίγματος.

**Πίνακας 1.1 :** Αντιστοιχία συντελεστή στάθμισης με βαθμίδα πιστωτικής ποιότητας (Πηγή: Τράπεζα της Ελλάδος, 2007α)

| Βαθμίδα πιστωτικής ποιότητας | 1   | 2   | 3    | 4    | 5    | 6    |
|------------------------------|-----|-----|------|------|------|------|
| Συντελεστής στάθμισης        | 20% | 50% | 100% | 100% | 150% | 150% |

Αφού εντοπιστεί ο κατάλληλος συντελεστής στάθμισης, πολλαπλασιάζεται με την αξία του ανοίγματος και προκύπτει το σταθμισμένο άνοιγμα. Στη συνέχεια, αν πολλαπλασιαστεί με το 8%, υπολογίζονται οι κεφαλαιακές απαιτήσεις.

Στην περίπτωση που υπάρχουν τεχνικές μείωσης του πιστωτικού κινδύνου, η διαδικασία υπολογισμού του σταθμισμένου ανοίγματος διαφοροποιείται, και εξαρτάται από το είδος της πιστωτικής προστασίας που εφαρμόζεται σε κάθε άνοιγμα. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένα τέτοιο παράδειγμα όπου η μορφή πιστωτικής προστασίας που έχει υιοθετηθεί είναι οι χρηματοοικονομικές εξασφαλίσεις.

Για τον υπολογισμό της επίπτωσης των χρηματοοικονομικών εξασφαλίσεων, στο σταθμισμένο κατά κίνδυνο άνοιγμα, τα πιστωτικά ιδρύματα, μπορούν να επιλέξουν μία από τις παρακάτω μεθόδους (ΤτΕ., 2007α):

- Απλή Μέθοδος Χρηματοοικονομικών Εξασφαλίσεων: Σύμφωνα με την συγκεκριμένη μέθοδο, το τμήμα του ανοίγματος που καλύπτεται από την τρέχουσα αξία των εξασφαλίσεων, σταθμίζεται με το συντελεστή στάθμισης της εξασφάλισης. Συγκεκριμένα, υποκαθίσταται από τον μεγαλύτερο συντελεστή μεταξύ:
  - Του συντελεστή στάθμισης που θα εφαρμοζόταν αν το άνοιγμα αφορούσε το μέσο που χρησιμοποιείται ως εξασφάλιση
  - Του 20%

Στο υπόλοιπο τμήμα του ανοίγματος εφαρμόζεται ο συντελεστής στάθμισης που θα εφαρμοζόταν σε ένα μη εξασφαλισμένο άνοιγμα.

- Αναλυτική Μέθοδο Χρηματοοικονομικών Εξασφαλίσεων: Στην μέθοδο αυτή, γίνεται χρήση κατάλληλων συντελεστών προσαρμογής για την αναπροσαρμογή της αξίας του ανοίγματος. Η αναπροσαρμογή αυτή πραγματοποιείται λαμβάνοντας υπόψη τη μεταβλητότητα τόσο της εξασφάλισης όσο και του ανοίγματος αλλά και την τυχόν αναντιστοιχία της ληκτότητας τους.

Για τον υπολογισμό των συντελεστών προσαρμογής από τα πιστωτικά ιδρύματα, υπάρχουν δύο μεθοδολογίες:

1. Η τυποποιημένη εποπτική μέθοδος
2. Η εσωτερική μέθοδος εκτίμησης (με τη χρήση VaR)

Το ύψος του συντελεστή προσαρμογής εξαρτάται από την μορφή της χρηματοοικονομικής εξασφάλισης (π.χ. ομόλογο, μετοχή, κτλ), το ύψος του ανοίγματος, τη συχνότητα της αποτίμησης σε τρέχουσες τιμές και του χρονικού διαστήματος εντός του οποίου η αξία του δανείου μπορεί να μεταβληθεί.

#### **1.4.2 Μέθοδος εσωτερικών διαβαθμίσεων**

Όπως και στην τυποποιημένη μέθοδο, έτσι και στη μέθοδο εσωτερικών διαβαθμίσεων, το σταθμισμένο κατά κίνδυνο άνοιγμα υπολογίζεται ως το γινόμενο της αξίας του ανοίγματος, πολλαπλασιασμένο με τον κατάλληλο συντελεστή στάθμισης. Ο συντελεστής στάθμισης υπολογίζεται από την κατάλληλη εξίσωση που περιέχει τις



παραμέτρους του πιστωτικού κινδύνου, ανάλογα με το είδος του ανοίγματος. Στη συνέχεια αναφέρονται οι σχέσεις που μας δίνουν το σταθμισμένο ποσό για ανοίγματα έναντι επιχειρήσεων, ιδρυμάτων, κεντρικών κυβερνήσεων και κεντρικών τραπεζών (ΤτΕ, 2007β):

- **Συντελεστής συσχέτισης ( $R$ )**  $= 0.12 * \frac{1-e^{-50*PD}}{1-e^{-50}} + 0.24 * \frac{1-(1-e^{-50*PD})}{1-e^{-50}}$
- **Συντελεστής εξομάλυνσης ληκτότητας ( $b$ )**  $= (0.11852 - 0.05478 * \ln(PD))^2$
- **Συντελεστής στάθμισης ( $RW$ )**  $= (LGD * N[(1-R)^{0.5} * G(PD) + [\frac{R}{(1-R)}]^{0.5} * G(0.999)] - PD * LGD) * (1 - 1.5 * b)^{-1} * (1 + (M - 2.5) * b) * 12.5 * 1.06$

όπου:

- $N(x)$  είναι η αθροιστική συνάρτηση κατανομής μιας τυποποιημένης κανονικής τυχαίας μεταβλητής
- $G(x)$  είναι η αντίστροφη αθροιστική συνάρτηση κατανομής μιας τυποποιημένης κανονικής τυχαίας μεταβλητής

Αφού υπολογιστούν οι παραπάνω σχέσεις, μπορούμε στη συνέχεια βρούμε το σταθμισμένο άνοιγμα από την εξής σχέση:

$$\text{Σταθμισμένο άνοιγμα} = \text{Συντελεστής στάθμισης}(RW) * \text{αξία ανοίγματος}$$

Ειδικά στις περιπτώσεις όπου:

➤  $PD = 0$  τότε  $RW = 0$

➤  $PD = 1$  τότε:

α. στην περίπτωση της θεμελιώδους προσέγγισης  $RW = 0$

β. στην περίπτωση της εξελιγμένης προσέγγισης

$RW = \text{Max}(0, 12.5 * (LGD - EL_{BE}))$  όπου  $EL_{BE}$  είναι η καλύτερη εκτίμηση του πιστωτικού ιδρύματος για την αναμενόμενη ζημία λόγω του συγκεκριμένου ανοίγματος.

Στην περίπτωση των μικρομεσαίων επιχειρήσεων, δηλαδή αυτών που έχουν ετήσιες πωλήσεις μικρότερες των 50 εκατ. ευρώ, η εξίσωση του συντελεστή συσχέτισης διαμορφώνεται ως εξής:

- **Συντελεστής συσχέτισης ( $R$ )**  $= 0.12 * \frac{1-e^{-50*PD}}{1-e^{-50}} + 0.24 * \frac{1-(1-e^{-50*PD})}{1-e^{-50}} - 0.04 * \frac{1-(S-5)}{45}$

όπου:

$S$  οι ενοποιημένες ετήσιες πωλήσεις σε εκατ. ευρώ και  $5 \leq S \leq 50$

Αν οι ενοποιημένες ετήσιες πωλήσεις είναι κάτω των 5 εκατ. Ε, τότε  $S=5$

## 1.5 Τεχνικές μείωσης του πιστωτικού κινδύνου

Τα πιστωτικά ιδρύματα, προκειμένου να αντιμετωπίσουν τον πιστωτικό κίνδυνο που αναλαμβάνουν κατά τη χορήγηση δανείων, ακολουθούν μία σειρά από τεχνικές μείωσης του, οι οποίες περιλαμβάνουν εξασφαλίσεις ή εγγυήσεις από τους πιστούχους.

Οι εξασφαλίσεις αυτές, δεν λαμβάνονται υπόψη στην αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου, ούτε στην κατάταξη του πιστούχου σε βαθμίδα κατάταξης. Ο ρόλος τους αναδεικνύεται μετά την κατάταξη του πιστούχου και εστιάζεται στον περιορισμό του πιστωτικού κινδύνου και στον υπολογισμό της ζημίας σε περίπτωση ασυνέπειας (LGD). Για να επιτυγχάνεται όμως αυτό, θα πρέπει τα πιστωτικά ιδρύματα, να υιοθετούν εσωτερικές διαδικασίες διαχείρισης των εξασφαλίσεων και ενέργειες για τη νομική ασφάλεια και διαχείριση των κινδύνων. Οι εξασφαλίσεις αυτές, μπορεί να καλύπτουν το σύνολο ή μέρος του αναλαμβανόμενου πιστωτικού κινδύνου.

Νομικά, οι εξασφαλίσεις κατατάσσονται σε δύο βασικές κατηγορίες:

- Τις ενοχικές εξασφαλίσεις, δηλαδή τις εγγυήσεις και τριτεγγυήσεις
- Τις εμπράγματες εξασφαλίσεις, δηλαδή τις υποθήκες και προσημειώσεις υποθηκών επί ακινήτων και τα ενέχυρα κάθε μορφής, όπως τίτλους, μετρητά, χρεόγραφα, καταθέσεις, κτλ.

Για τα πιστωτικά ιδρύματα που έχουν υιοθετήσει την προσέγγιση εσωτερικών διαβαθμίσεων για τον υπολογισμό των κεφαλαιακών τους απαιτήσεων, ως πιστωτική προστασία αναγνωρίζεται (ΤτΕ, 2007β):

1. Η χρηματοδοτούμενη πιστωτική προστασία που παρέχεται από:
  - Χρηματοοικονομικές εξασφαλίσεις.
  - Εμπράγματες εξασφαλίσεις όπως εμπορικά ακίνητα και ακίνητα που χρησιμοποιούνται ως κατοικίες, αυτοκίνητα στα οποία το πιστωτικό ίδρυμα παρακρατεί την κυριότητα, πλοία που δίνονται ως εξασφάλιση εμπορικών πιστώσεων, αποκτηθείσες εμπορικές απαιτήσεις.
  - Συμβάσεις- πλαίσια συμψηφισμού.
  - Λοιπές μορφές χρηματοδοτούμενης πιστωτικής προστασίας όπως καταθέσεις μετρητών και ασφαλιστήρια ζωής.
2. Η μη χρηματοδοτούμενη πιστωτική προστασία που παρέχεται από:
  - Εγγυήσεις.
  - Πιστωτικά παράγωγα.

Στη περίπτωση των πιστωτικών ιδρυμάτων που εφαρμόζουν την τυποποιημένη προσέγγιση για τον υπολογισμό των κεφαλαιακών τους απαιτήσεων, ισχύουν τα παραπάνω είδη πιστωτικής προστασίας εκτός από τις εμπράγματες εξασφαλίσεις.

Ως χρηματοδοτούμενη πιστωτική προστασία, χαρακτηρίζεται η τεχνική μείωσης του πιστωτικού κινδύνου ενός χρηματοοικονομικού ανοίγματος που δίνει το δικαίωμα στο πιστωτικό ίδρυμα, στην περίπτωση αθέτησης της υποχρέωσης του οφειλέτη, να προβεί σε ρευστοποίηση ή μεταβίβαση ή κατάσχεση ή παρακράτηση ή μείωση του

ποσού ανοίγματος ή αντικατάσταση του με το ποσό της διαφοράς μεταξύ του ύψους του χρηματοδοτικού ανοίγματος και του ύψους μιας υποχρέωσης του πιστωτικού ιδρύματος. Επίσης, ως μη χρηματοδοτούμενη πιστωτική προστασία, χαρακτηρίζεται η τεχνική όπου η μείωση του πιστωτικού κινδύνου απορρέει από τη δέσμευση που αναλαμβάνει τρίτος να καταβάλει ένα ποσό σε περίπτωση αθέτησης των υποχρεώσεων του οφειλέτη.

Τα αποτελέσματα που παρουσιάζουν οι παραπάνω τεχνικές μείωσης του πιστωτικού κινδύνου, διαφέρουν ανάλογα με το είδος της πιστωτικής προστασίας που εφαρμόζεται κάθε φορά.

## **1.6 Μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου**

Τα μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου, χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τα εσωτερικά και τα εξωτερικά. Στην πρώτη κατηγορία ανήκουν τα συστήματα που αναπτύσσουν οι ίδιες τράπεζες με σκοπό την αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας των πελατών τους. Η δεύτερη κατηγορία, περιλαμβάνει τους Οργανισμούς Αξιολόγησης Πιστοληπτικής Ικανότητας (ΟΑΠΙ). Αξίζει να σημειωθεί, ότι τα εξωτερικά συστήματα υπάρχουν από το 1910 ενώ τα εσωτερικά έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία 20 περίπου χρόνια (Krahner and Weber, 2001).

Φυσικά, τα δύο αυτά συστήματα έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά. Μία σημαντική διαφορά είναι ότι τα στοιχεία που χρησιμοποιούνται για αξιολόγηση των υποψήφιων δανειοληπτών στα εσωτερικά συστήματα, δεν δημοσιοποιούνται, όπως επίσης και ο βαθμός κατάταξης τους στις κλίμακες μέτρησης, σε αντίθεση με τα εξωτερικά όπου γίνονται γνωστά, τόσο τα χρησιμοποιηθέντα στοιχεία και κριτήρια, όσο και τα αποτελέσματα της διαδικασίας βαθμολόγησης. Επίσης, οι βαθμίδες κατάταξης στην πρώτη κατηγορία συστημάτων, κυμαίνεται μεταξύ 6 και 10 ενώ στην δεύτερη είναι πολύ περισσότερες, συγκεκριμένα 22 (Krahner and Weber, 2001). Τέλος, τα εσωτερικά μοντέλα μπορούν να χαρακτηρισθούν και ως υποκειμενικά, καθώς σε κάποιες περιπτώσεις κατασκευάζονται προκειμένου να υποστηρίξουν τα συμφέροντα των πιστωτικών ιδρυμάτων και όχι των πιστούχων.

Η εγκυρότητα των αποτελεσμάτων ενός μοντέλου μέτρησης, είτε είναι εσωτερικό, είτε εξωτερικό, είναι υψίστης σημασίας, τόσο για τα πιστωτικά ιδρύματα, όσο και για τους υποψήφιους δανειολήπτες, καθώς ανάλογα με τη βαθμολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας του πελάτη, εξαρτάται αν θα εγκριθεί ή όχι η δανειοδότηση, και στην περίπτωση που εγκριθεί, ποιο θα είναι το ύψος του επιτοκίου. Φυσικά, δάνεια που περιέχουν μεγάλο ποσοστό κινδύνου, χαρακτηρίζονται και από περισσότερους τόκους για να αντισταθμιστεί το υψηλότερο επενδυτικό ρίσκο.

Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, λόγω της συσχέτισης της κεφαλαιακής επάρκειας με την αξιολόγηση των επενδύσεών τους, μπορούν να διατηρούν λίγα κεφάλαια ως εγγύηση, για επενδυτικό προϊόν μεγάλης αξίας, αν αυτό κριθεί ασφαλές. Έτσι, όσο καλύτερη αξιολόγηση διαθέτουν τα προϊόντα στα οποία επενδύει μία τράπεζα, τόσο λιγότερα ίδια κεφάλαια χρειάζεται και τόσες περισσότερες πιστώσεις μπορεί να προσφέρει στους υπόλοιπους πελάτες της.

Το πλαίσιο του Ευρωσυστήματος για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου (ECAF) ορίζει τις διαδικασίες, κανόνες και τεχνικές που διασφαλίζουν την απαίτηση του Ευρωσυστήματος σχετικά με την αποδοχή ασφαλειών με προδιαγραφές υψηλής πιστοληπτικής διαβάθμισης.

Σύμφωνα με την Τράπεζα της Ελλάδος (ΤτΕ, 2008) για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου των αποδεκτών ασφαλειών, το Ευρωσύστημα λαμβάνει υπόψη του τις εκτιμήσεις από συστήματα αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου που ανήκουν σε κάποια από τις εξής τέσσερις κατηγορίες:

- Εξωτερικοί οργανισμοί πιστοληπτικής αξιολόγησης (ECAIs)
- Εσωτερικά συστήματα πιστοληπτικής αξιολόγησης των εθνικών τραπεζών (ICASs)
- Εσωτερικά συστήματα διαβάθμισης (IRB) των αντισυμβαλλομένων πιστωτικών ιδρυμάτων
- Μέσα διαβάθμισης παρεχόμενα από τρίτους φορείς (RTs)

Παρακάτω, ακολουθεί ένας πίνακας των αποδεκτών από το Ευρωσύστημα πηγών πιστοληπτικής αξιολόγησης.

**Πίνακας 1.2:** Κατάλογος αποδεκτών από το Ευρωσύστημα πηγών πιστοληπτικής αξιολόγησης (Πηγή: Τράπεζα της Ελλάδος, 2008)

| Πηγή αξιολόγησης | Σύστημα/πάροχος αξιολόγησης                              | Κάλυψη                                                                                          |
|------------------|----------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|
| ECAI             | Moody's, Standard & Poor's, FitchRatings, DBRS           | Αποδεκτοί εκδότες/οφειλέτες/εγγυητές από τον Ε.Ο.Χ και τις χώρες της ομάδας των 10 εκτός Ε.Ο.Χ. |
| ICAS             | Deutsche Bundesbank                                      | Εταιρίες του μη χρηματοπιστωτικού τομέα στη Γερμανία                                            |
|                  | Banco de Espana                                          | Εταιρίες του μη χρηματοπιστωτικού τομέα στην Ισπανία                                            |
|                  | Banque de France                                         | Εταιρίες του μη χρηματοπιστωτικού τομέα στη Γαλλία                                              |
|                  | Oesterreichische Nationalbank                            | Εταιρίες του μη χρηματοπιστωτικού τομέα στην Αυστρία                                            |
|                  | Central Bank and Financial Services Authority of Ireland | Promisory notes με εκδότες Ιρλανδικά Πιστωτικά Ιδρύματα                                         |
| RT               | ICAP A.E                                                 | Εταιρίες του μη χρηματοπιστωτικού τομέα στην Ελλάδα                                             |
|                  | LINCE SpA                                                | Εταιρίες του μη χρηματοπιστωτικού τομέα στην Ιταλία                                             |

### **1.6.1 Εσωτερικά μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου**

Η κατηγορία αυτή, περιλαμβάνει τις μεθόδους που αναπτύσσουν και χρησιμοποιούν οι τράπεζες, για να εκτιμήσουν τον πιστωτικό κίνδυνο και τις βασικές του παραμέτρους. Ο αριθμός των βαθμίδων ταξινόμησης ποικίλει, θα πρέπει ωστόσο να αντιπροσωπεύει την πολυπλοκότητα των δανειακών δραστηριοτήτων των τραπεζών όπως και το επίπεδο του κινδύνου που περιέχουν οι δραστηριότητες αυτές. Φυσικά, τα μοντέλα αυτά βρίσκουν εφαρμογή στη μέθοδο εσωτερικών διαβαθμίσεων για την αξιολόγηση των πελατών τους και τον υπολογισμό των κεφαλαιακών απαιτήσεων μέσα από τον προσδιορισμό των αντίστοιχων απαραίτητων παραμέτρων.

Η δημιουργία ενός μοντέλου ταξινόμησης και κατανομής των δανειοληπτών σε βαθμίδες κινδύνου, μπορεί να γίνει με τη χρήση διαφόρων τεχνικών. Οι τεχνικές αναφέρονται στα εμπειρικά, ποσοτικά και μικτά συστήματα διαβάθμισης. Υπάρχουν δύο είδη εσωτερικών μοντέλων, το μονοδιάστατο κατά το οποίο μία δανειοδότηση κατατάσσεται σε συγκεκριμένη βαθμίδα σύμφωνα με την αντίστοιχη πιθανότητα ασυνέπειας, και το δισδιάστατο, στο οποίο η πιθανότητα αυτή εκτιμάται ανεξάρτητα από τη ζημία σε περίπτωση ασυνέπειας (Ζοπουνίδης και Λεμονάκης, 2009).

Τα μοντέλα αυτά, μπορούν να εφαρμόζονται από τα πιστωτικά ιδρύματα, αφού πρώτα εγκριθούν από την Τράπεζα της Ελλάδος. Την κύρια ευθύνη όμως της επικύρωσης των συστημάτων αυτών, την έχουν τα ίδια τα πιστωτικά ιδρύματα. Ο ρόλος της Τράπεζας της Ελλάδος είναι να αξιολογεί την επάρκεια των διαδικασιών που χρησιμοποιούνται πιστωτικά ιδρύματα κατά τη διαδικασία της επικύρωσης και να ελέγχει την τήρηση συγκεκριμένων κανόνων.

Συγκεκριμένα, οι μέθοδοι επικύρωσης ελέγχουν την ακρίβεια και την συνέπεια των αποτελεσμάτων των συστημάτων διαβάθμισης και των εκτιμήσεων των παραμέτρων του πιστωτικού κινδύνου. Αυτό πραγματοποιείται ελέγχοντας (ΤτΕ, 2007β):

- Αν το σύστημα χαρακτηρίζεται από τις εξής τέσσερις ιδιότητες:
  - ✓ Αντικειμενικότητα
  - ✓ Ακρίβεια
  - ✓ Σταθερότητα
  - ✓ Συντηρητικότητα
- Την καταλληλότητα του συστήματος αξιολόγησης και ιδιαίτερα των παραδοχών και των κριτηρίων βάση των οποίων οι πιστούχοι ταξινομούνται σε βαθμίδες, καθώς επίσης και της μεθοδολογίας που χρησιμοποιείται για την ποσοτικοποίηση των παραμέτρων κινδύνου που αντιστοιχούν σε κάθε βαθμίδα.

### **1.6.2 Εξωτερικά μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου**

Τα εξωτερικά μοντέλα αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου, αναπτύσσονται από τους οργανισμούς αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας (ΟΑΠΙ). Οι εταιρίες αυτές, πραγματοποιούν αξιολογήσεις της πιστοληπτικής ικανότητας των δανειζομένων,

εκ μέρους των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων. Οι αξιολογήσεις φερεγγυότητας διαιρούνται σε κατηγορίες που κυμαίνονται μεταξύ υψηλού και χαμηλού κινδύνου, ο αριθμός των οποίων ποικίλει ανάλογα με τον οργανισμό. Κάθε κατηγορία χωρίζεται σε επιμέρους κατηγορίες, δύο ή τρεις συνήθως, ανάλογα με το σύστημα που χρησιμοποιεί ο κάθε οργανισμός. Τα εξωτερικά συστήματα βρίσκουν εφαρμογή στον υπολογισμό των κεφαλαιακών απαιτήσεων στα πλαίσια της τυποποιημένης μεθόδου.

Οι οργανισμοί αυτοί, διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στις παγκόσμιες χρηματιστηριακές και τραπεζικές αγορές, δεδομένου ότι αξιολογούν επιχειρήσεις υψηλής οικονομικής δραστηριότητας, ακόμα και κράτη. Επομένως, είναι σημαντικό οι δραστηριότητες αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας να διεξάγονται σύμφωνα με αυστηρές αρχές ακεραιότητας, διαφάνειας και υπευθυνότητας προκειμένου να εξασφαλίζεται η αντικειμενικότητα και η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων.

Συγκεκριμένα, προκειμένου οι αξιολογήσεις των ΟΑΠΙ να χρησιμοποιηθούν από ένα ελληνικό πιστωτικό ίδρυμα, θα πρέπει να πληρούνται κάποια κριτήρια, έτσι ώστε να αναγνωριστούν από την Τράπεζα της Ελλάδος. Τα κριτήρια αυτά αφορούν (ΤτΕ,2007):

- Τη μεθοδολογία:
  1. Αντικειμενικότητα
  2. Ανεξαρτησία
  3. Τακτική εσωτερική επανεξέταση
  4. Διαφάνεια και δημοσιοποίηση μεθοδολογίας
- Τις παρεχόμενες πιστοληπτικές αξιολογήσεις:
  1. Αξιοπιστία και αποδοχή από την αγορά
  2. Διαφάνεια και δημοσιοποίηση των αξιολογήσεων

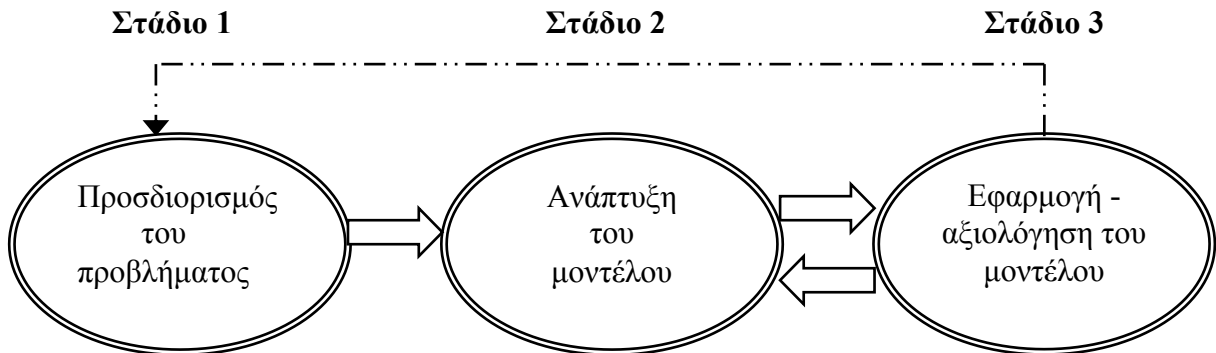
Οι περισσότεροι οργανισμοί πιστοληπτικής αξιολόγησης έχουν έδρα εκτός της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Οι σημαντικότεροι από αυτούς είναι οι αμερικανικοί Standard and Poor's, Fitch Ratings και Moody's, με τον τελευταίο να αποτελεί τον παλαιότερο οίκο πιστοληπτικής αξιολόγησης, ο οποίος ιδρύθηκε το 1910. Οι τρεις αυτοί Οίκοι κατέχουν το 95% της παγκόσμιας αγοράς αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας (Ζοπουνίδης και Λεμονάκης, 2010). Πρέπει ωστόσο να σημειωθεί ότι αν και οι οργανισμοί αυτοί χρησιμοποιούν παρόμοια μοντέλα μέτρησης του πιστωτικού κινδύνου, κάποιες φορές βγάζουν διαφορετικά αποτελέσματα βαθμολόγησης για την κατάταξη στις κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου, για τις ίδιες εξεταζόμενες περιπτώσεις. Μελέτες των Cantor και Packer (1995) έδειξαν ότι από τις 1168 εταιρίες που εξετάστηκαν από τους οίκους Standard and Poor's και Moody's στο τέλος του 1993, μόνο 53% των εταιριών που βαθμολογήθηκαν με AA ή Aa και AAA ή Aaa (αναλύεται στον πίνακα 1.2 η ερμηνεία τους), δηλαδή στις κλίμακες χαμηλού κινδύνου και υψηλής ικανότητας εκπλήρωσης των υποχρεώσεων τους, πήραν την ίδια βαθμολογία και από τους δύο οίκους (Crouhy et al., 2001). Οι κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου που χρησιμοποιούν παρουσιάζονται στον επόμενο πίνακα:

**Πίνακας 1.2:** Απεικόνιση κλιμάκων αξιολόγησης των Moody's, Standard and Poor's και Fitch Ratings (Πηγή: Van Roy, 2005)

| <b>ΑΞΙΟΛΟΓΙΚΗ ΚΛΙΜΑΚΑ ΠΙΣΤΟΔΟΤΗΣΕΩΝ</b>  | <b>MOODY'S</b> | <b>STANDARD AND POOR'S</b> | <b>FITCH RATINGS</b> |
|------------------------------------------|----------------|----------------------------|----------------------|
| <b>Κατηγορίες χαμηλού κινδύνου</b>       |                |                            |                      |
| Πολύ υψηλή                               | Aaa            | AAA                        | AAA                  |
| Υψηλή                                    | Aa1 έως Aa3    | AA+ έως AA-                | AA+ έως AA-          |
| Ισχυρή ικανότητα εκπλήρωσης υποχρεώσεων  | A1 έως A3      | A+ έως A-                  | A+ έως A-            |
| Επαρκής ικανότητα εκπλήρωσης υποχρεώσεων | Baa1 έως Baa3  | BBB+ έως BBB-              | BBB+ έως BBB-        |
| <b>Κατηγορίες υψηλού κινδύνου</b>        |                |                            |                      |
| Πιθανότητα ύπαρξης πιστωτικού κινδύνου   | Ba1 έως Ba3    | BB+ έως BB-                | BB+ έως BB-          |
| Αξιόλογος βαθμός πιστωτικού κινδύνου     | B1 έως B3      | B+ έως B-                  | B+ έως B-            |
| Υψηλός βαθμός πιστωτικού κινδύνου        | Caa1 έως Caa3  | CCC+ έως CCC-              | CCC+ έως CCC-        |
| Πιθανή αθέτηση υποχρέωσης                | Ca             | CC                         | CC                   |
| Η αθέτηση υποχρέωσης είναι αναπόφευκτη   | C              | C                          | C                    |
| Σε κατάσταση αθέτησης υποχρέωσης         | -              | D, SD                      | DDD, DD, D           |

## 1.7 Κατασκευή μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου

Σύμφωνα με τους Liu και Schumann (2002), τα στάδια για την κατασκευή μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου είναι τρία:



**Σχήμα 1.1** Στάδια κατασκευής ενός μοντέλου εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου

Στο πρώτο στάδιο, προσδιορίζεται το πρόβλημα και συλλέγονται τα απαραίτητα δεδομένα. Τα δεδομένα αυτά είναι είτε ποσοτικά, είτε ποιοτικά, είτε συναλλακτικής συμπεριφοράς (συνέπεια, φερεγγυότητα) και αφορούν τους υποψηφίους προς δανειοδότηση πελάτες (φυσικά ή νομικά πρόσωπα) και καθορίζονται με βάση τα κριτήρια που έχουν τεθεί από τους αρμόδιους αναλυτές και αξιολογητές. Συγκεκριμένα, λαμβάνονται υπόψη οικονομικά στοιχεία του υποψηφίου τόσο στο παρόν όσο και στο μέλλον, εγγυητικά στοιχεία, το ιστορικό του σε αποπληρωμή δανείων, η φήμη του στην αγορά, ο χαρακτήρας- προσωπικότητα του, η συνολική δανειακή επιβάρυνση κ.α. Όσον αφορά τις επιχειρήσεις, λαμβάνονται υπόψη κυρίως οικονομικοί δείκτες που περιγράφουν την οικονομική τους κατάσταση στο παρόν και το μέλλον, τις επιδόσεις τους στο ανταγωνιστικό περιβάλλον, τις βραχυπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις τους, τις προοπτικές ανάπτυξης κ.α. Τα στοιχεία αυτά, θα πρέπει να έχουν συλλεχθεί από έναν μεγάλο αριθμό επιχειρήσεων έτσι ώστε να είναι ορθότερη και πιο αξιόπιστη η ανάπτυξη του μοντέλου.

Τα δεδομένα χωρίζονται σε δύο υποσύνολα, το δείγμα εκπαίδευσης (training sample) που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου και το δείγμα ελέγχου (test sample) που εφαρμόζεται για τον έλεγχο και την αξιολόγηση του. Επίσης, τα δεδομένα αυτά αποτελούν τις ανεξάρτητες μεταβλητές ενώ η βαθμολογία του πιστωτικού κινδύνου που αντιστοιχεί στον κάθε εξεταζόμενο, σύμφωνα με μία αξιολόγηση που έχει προηγηθεί με τη χρήση ενός άλλου μοντέλου, αποτελεί την εξαρτημένη μεταβλητή.

Στο δεύτερο στάδιο πραγματοποιείται η ανάπτυξη του μοντέλου αξιολόγησης μέσα από την επεξεργασία των δεδομένων εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα γίνονται προσομοιώσεις με στόχο να αναπαρασταθεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο η σχέση μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και των ανεξάρτητων. Επεξεργάζονται τα δεδομένα έτσι ώστε σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά των πελατών να πραγματοποιηθεί



η καλύτερη αξιολόγηση τους. Το αποτέλεσμα θα είναι η ταξινόμηση των πελατών σε μία από τις δύο ή και περισσότερες κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου. Στην περίπτωση που τα αποτελέσματα δεν είναι τα επιθυμητά, γίνεται επαναπροσδιορισμός των μεταβλητών ή και του ίδιου του μοντέλου.

Στη συνέχεια εξετάζεται το δείγμα ελέγχου με σκοπό τον έλεγχο της αποτελεσματικότητας της μεθόδου. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν συγκρίνονται με τις εξαρτημένες μεταβλητές, δηλαδή την ήδη υπάρχουσα βαθμολογία των πελατών. Όσο μικρότερη είναι η διαφορά μεταξύ των δύο βαθμολογιών που αντιστοιχούν σε κάθε πελάτη, τόσο πιο επιτυχημένο θα είναι το μοντέλο. Για επιπλέον έλεγχο της αξιοπιστίας του μοντέλου, πραγματοποιούνται στατιστικοί έλεγχοι.

Σύμφωνα με τους Ζοπουνίδης et al. (2009), το στάδιο αυτό είναι το κρισιμότερο καθώς προκύπτουν σημαντικά ερωτήματα όπως, ποια μέθοδος επεξεργασίας δεδομένων πρέπει να χρησιμοποιηθεί, πώς πρέπει να καθοριστούν και να ρυθμιστούν οι παράμετροι του μοντέλου, ποιες μέθοδοι αξιολόγησης πρέπει να εφαρμοστούν, και πόσοι έλεγχοι του συστήματος πρέπει να γίνουν ώστε αυτό να εξάγει ασφαλή αποτελέσματα.

Ένα σοβαρό θέμα που προκύπτει είναι ο αριθμός των κατηγοριών κατάταξης του πιστωτικού κινδύνου. Για την καλύτερη αντιμετώπιση του, απαιτείται ο βέλτιστος διαχωρισμός του στις βαθμίδες κατάταξης και κυρίως στις κατηγορίες που η βαθμολογία του πιστωτικού κινδύνου καθιστά τον πελάτη δεκτό στην χορήγηση δανείου. Ο αριθμός των κατηγοριών που ένα χρηματοπιστωτικό ίδρυμα θεωρεί απαραίτητο εξαρτάται από την πολυπλοκότητα του χαρτοφυλακίου του και την αντικειμενικότητα του συστήματος που χρησιμοποιεί (Comptroller's Handbook, 2001). Συγκεκριμένα, ιδρύματα μικρής εμβέλειας και πολυπλοκότητας, πιθανόν να βρίσκουν αναγκαία την ύπαρξη λίγων κατηγοριών διαβάθμισης ενώ μεγαλύτερα και πιο πολύπλοκα ιδρύματα, να θεωρούν απαραίτητη την ύπαρξη αρκετών βαθμίδων προκειμένου να πετύχουν καλύτερο διαχωρισμό του πιστωτικού κινδύνου και συνεπώς καλύτερη διαχείριση του χαρτοφυλακίου τους.

Στο τρίτο και τελευταίο στάδιο, αφού έχει ολοκληρωθεί η ανάπτυξη του μοντέλου, εφαρμόζεται στην πράξη ολοκληρωμένο και ελέγχεται η ορθότητά του. Αν το σύστημα λειτουργεί επιτυχώς και με τα αναμενόμενα αποτελέσματα, είναι πλέον έτοιμο να χρησιμοποιηθεί στην πράξη.

## **1.8 Προδιαγραφές των μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου**

Όλα τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου θα πρέπει να πληρούν κάποιες προϋποθέσεις προκειμένου να είναι αποτελεσματικά. Σύμφωνα με την Επιτροπή Τραπεζικής Επιθεώρησης της Βασιλείας (BCBS), θα πρέπει να ισχύουν οι εξής 6 προδιαγραφές:

- Να υπάρχει ουσιαστική διαφοροποίηση του πιστωτικού κινδύνου. Αυτό σημαίνει ότι οι κατηγορίες του συστήματος θα πρέπει να είναι καλώς ορισμένες ώστε να υπάρχει η καλύτερη δυνατή διάκριση των επιμέρους βαθμίδων του πιστωτικού κινδύνου, έτσι ώστε οι πιστούχοι που έχουν τα ίδια χαρακτηριστικά να κατατάσσονται στην ίδια βαθμίδα.
- Να πραγματοποιείται συνεχή αξιολόγηση των πιστούχων, συνήθως σε ετήσια βάση.
- Να γίνεται συνεχής παρακολούθηση του συστήματος, όσον αφορά την ορθότητα των αποτελεσμάτων του. Για το λόγο αυτό απαιτείται η συνεργασία όλων των εμπλεκόμενων φορέων, όπως τα τραπεζικά στελέχη, οι ελεγκτές και οι κατασκευαστές του συστήματος.
- Να γίνεται σωστή επιλογή των κριτηρίων αξιολόγησης των πιστούχων. Τα πιστωτικά ιδρύματα θα πρέπει να τεκμηριώσουν στην εποπτεύουσα αρχή ότι τα κριτήρια που χρησιμοποιούν αρκούν για μία πλήρη εικόνα της οικονομικής κατάστασης των πιστούχων και μπορούν να οδηγήσουν σε μία σωστή εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου που τις χαρακτηρίζει.
- Να συλλέγεται αντιπροσωπευτικός αριθμός στοιχείων για κάθε πιστούχο. Συγκεκριμένα θα πρέπει να υπάρχουν στοιχεία που να αφορούν την μεταβολή της πιστοληπτικής τους ικανότητας, την ύπαρξη ληξιπρόθεσμων οφειλών και δυσμενών στοιχείων, παρελθοντικές εκτιμήσεις της πιθανότητας ασυνέπειας, τις επιδόσεις του πιστούχου ως προς ορισμένα χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά κ.α.
- Να πραγματοποιείται ορθός έλεγχος του συστήματος. Οι τράπεζες θα πρέπει να διαθέτουν κατάλληλες διαδικασίες και μηχανισμούς προκειμένου να επιτυγχάνεται λεπτομερής έλεγχος των συστημάτων τους ενώ παράλληλα να μπορούν να αποδεικνύουν στις αρμόδιες ελεγκτικές αρχές την επάρκεια των ελέγχων αυτών.

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

## ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΟΥ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

### 2.1 Τα συστήματα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου και η κατηγοριοποίησή τους

Τα συστήματα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου αποτελούν ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για κάθε πιστωτικό ίδρυμα, καθώς μέσω αυτών, μπορούν να υπολογίσουν την πιστωτική ικανότητα των πελατών τους και συνεπώς να προφυλαχθούν από επισφαλή ανοίγματα που μπορεί να διαταράξουν τη λειτουργία τους. Τα συστήματα αυτά, χρησιμοποιούν εξειδικευμένα μοντέλα, με στόχο την ταξινόμηση των πελατών σε συγκεκριμένες κατηγορίες σύμφωνα με την πιστοληπτική τους ικανότητα

Τα μοντέλα αυτά, πρωτοεμφανίστηκαν από τον Fisher (1936) ενώ ο Durand (1941), ήταν ο πρώτος που τα χρησιμοποίησε για το διαχωρισμό μεταξύ ‘καλών’ και ‘κακών’ δανείων. Σήμερα, μετά από πολλές δεκαετίες εφαρμογής και εξέλιξης των αρχικών μοντέλων, αλλά και ανάπτυξης νέων, υπάρχει πληθώρα εξελιγμένων μεθόδων εκτίμησης που ανταποκρίνονται στις ανάγκες της εποχής αλλά και στις συνθήκες που ισχύουν στην τραπεζική αγορά. Κάθε χρηματοπιστωτικό ίδρυμα όμως, υιοθετεί το σύστημα εκτίμησης που ταιριάζει καλύτερα στο προφίλ του και στον τρόπο λειτουργίας του. Η επιλογή του κατάλληλου συστήματος, είναι υψίστης σημασίας, και για αυτό το λόγο υπάρχουν εξειδικευμένα στελέχη που ύστερα από μελέτη και έρευνα, καταλήγουν στην καλύτερη επιλογή.

Σύμφωνα με τους Ζοπουνίδης και Λεμονάκης (2009), οι βασικές μέθοδοι μέτρησης του πιστωτικού κινδύνου είναι:

1. Τα συστήματα πιστοληπτικής διαβάθμισης (credit rating systems) τα οποία χωρίζονται στα εσωτερικά και στα εξωτερικά.
2. Τα μοντέλα βαθμολόγησης ως προς τον πιστωτικό κίνδυνο (credit scoring models). Τα πιο δημοφιλή μοντέλα που ανήκουν στην κατηγορία αυτή είναι η διακριτική ανάλυση, το λογιστικό, το κανονικό και το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, το μοντέλο του Altman, το Z- score, το μοντέλο ZETA.

Οι δύο αυτές κατηγορίες αποτελούν τα παραδοσιακά συστήματα κατάταξης ενώ τα μοντέρνα συστήματα αποτελούν τα μοντέλα έκθεσης στον πιστωτικό κίνδυνο (exposure models), τα μοντέλα έντασης (intensity-based models), το υπόδειγμα του Merton, το μοντέλο Moody’s KMV, το υβριδικό μοντέλο (Hybrid model).

Η διακριτική ανάλυση ανήκει στις στατιστικές προσεγγίσεις σύμφωνα με τις οποίες κάθε κατηγορία ταξινόμησης των εναλλακτικών, αντιστοιχεί σε έναν πληθυσμό. Αρχικά αναπτύχθηκε η γραμμική διακριτική ανάλυση, από τον Fisher (1936), ενώ στη συνέχεια ο Smith (1947), επεκτάθηκε βασιζόμενος στο μοντέλο αυτό, και ανέπτυξε την τετραγωνική διακριτική ανάλυση. Αργότερα, αναπτύχθηκαν οικονομετρικές μέθοδοι ταξινόμησης, όπως το λογιστικό, το κανονικό και το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, οι οποίες είναι ειδικές μορφές της στατιστικής παλινδρόμησης σε περιπτώσεις όπου η εξαρτημένη μεταβλητή παίρνει διακριτές τιμές. Τόσοι οι στατιστικές όσο και οικονομετρικές προσεγγίσεις, είναι ιδιαίτερα χρήσιμες σε συγκριτικές έρευνες όπου ελέγχεται η αποτελεσματικότητα νέων μοντέλων ταξινόμησης.

Οι παραπάνω μεθοδολογίες, απαιτούν να είναι γνωστές οι στατιστικές ιδιότητες των εξεταζόμενων εναλλακτικών, προκειμένου να εφαρμοστούν. Η απαίτηση αυτή δυσκόλεψε πολύ τους ερευνητές καθώς δεν είναι πάντα εφικτός ο έλεγχος των στατιστικών υποθέσεων, οι οποίες επιπλέον, πολλές φορές παραβιάζονται σε πραγματικά δεδομένα. Αυτή η αδυναμία, οδήγησε τους ερευνητές στην ανάπτυξη μη παραμετρικών μεθόδων ταξινόμησης, οι οποίες τους απαλλάσσουν από την διαδικασία ανάλυσης των στατιστικών χαρακτηριστικών των εναλλακτικών. Τα πιο δημοφιλή από τα συστήματα που έχουν αναπτυχθεί είναι :

- Τα έμπειρα συστήματα
- Τα νευρωνικά δίκτυα
- Τα δέντρα ταξινόμησης
- Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης
- Οι μηχανές διανυσμάτων πρόσθετης υποστήριξης
- Η ασαφής λογική
- Το μοντέλο των k-πλησιέστερων γειτόνων

Στη συνέχεια παρουσιάζονται και αναλύονται κάποια από τα παραπάνω μοντέλα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Στην συγκεκριμένη εργασία, επειδή εφαρμόσαμε συγκεκριμένα τη διακριτική ανάλυση, τα δέντρα ταξινόμησης, τα νευρωνικά δίκτυα, τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, τα μοντέλα αυτά θα αναλυθούν διεξοδικά ενώ κάποια άλλα επιγραμματικά.

## **2.2 Τα συστήματα πιστοληπτικής διαβάθμισης(credit rating)**

Συστήματα πιστοληπτικής διαβάθμισης εφαρμόζονται σε χρηματοδοτήσεις που αφορούν μεγάλες επιχειρήσεις ή τοποθετήσεις σε τίτλους επιχειρήσεων. Υπάρχουν δύο είδη credit rating συστημάτων, τα εξωτερικά και τα εσωτερικά, τα οποία έχουν αναλυθεί διεξοδικά στο πρώτο κεφάλαιο. Τα πρώτα αναφέρονται στα μοντέλα που χρησιμοποιούν οι οργανισμοί αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας ενώ τα δεύτερα στα μοντέλα που αναπτύσσουν και εφαρμόζουν τα ίδια τα πιστωτικά ιδρύματα, για να κατατάξουν τους πελάτες τους σε μία από τις βαθμίδες του πιστωτικού κινδύνου.

Η αξιολόγηση των πελατών πραγματοποιείται από εξειδικευμένα στελέχη, και τα στοιχεία που χρησιμοποιούν είναι και ποσοτικά και ποιοτικά. Η τελική απόφαση

εξαρτάται από πολλές παραμέτρους, δεν προκύπτει όμως μέσα από ένα μαθηματικό μοντέλο που θα ποσοτικοποιεί όλες αυτές τις παραμέτρους με έναν κανονιστικό τρόπο. Συγκεκριμένα, τα συστήματα αυτά βασίζονται στη γνώση, την εμπειρία και τη συνεχή παρακολούθηση του πιστούχου, και για αυτό το λόγο μπορούν να χαρακτηριστούν και ως υποκειμενικά. Τα αποτελέσματα όμως που διεξάγουν, έχουν μεγάλη ακρίβεια, ενώ παράλληλα λαμβάνονται υπόψη και στοιχεία που δεν μπορούν να συμπεριληφθούν σε ένα ποσοτικό μοντέλο.

Σύμφωνα με τους Altman και Saunders (1997), έχουν πραγματοποιηθεί πολλές έρευνες τις τελευταίες δεκαετίες, σχετικά με τα στατιστικά μοντέλα που εφαρμόζονται για τον υπολογισμό της πιθανότητας ασυνέπειας και της ζημίας σε περίπτωση αθέτησης. Πολλές τράπεζες χρησιμοποιούν στατιστικά μοντέλα κατά τη διαδικασία κατάταξης, όμως η διαδικασία αυτή απαιτεί και την ανθρώπινη κρίση. Επειδή οι μεταβλητές που συμπεριλαμβάνονται στη διαδικασία κατάταξης και τα βάρη που δίνονται σε αυτές, διαφέρουν για κάθε πιστούχο, οι τράπεζες πιστεύουν ότι οι περιορισμοί των στατιστικών μοντέλων μειώνουν την ακρίβεια των αποτελεσμάτων τους, σε αντίθεση με credit rating συστήματα. Ειδικά στις περιπτώσεις μεγάλων ανοιγμάτων, τα οφέλη από την ακρίβεια των εκτιμήσεων υπερτερούν του υψηλού κόστους που ενέχουν τα συστήματα αυτά (Treacy and Carey, 2000).

## **2.3 Πιστοληπτική βαθμολόγηση (credit scoring)**

Η πιστοληπτική βαθμολόγηση χρησιμοποιείται κυρίως για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου που περιέχουν χρηματοδοτήσεις ιδιωτών, επαγγελματιών και μικρών επιχειρήσεων. Η διαδικασία αυτή, περιλαμβάνει ένα πρόγραμμα αξιολόγησης μέσω υπολογιστικών συστημάτων, τα οποία αφού δεχτούν κάποια δεδομένα, που αποτελούν στοιχεία του δανειολήπτη, δίνουν κάποια βαθμολογία ως αποτέλεσμα, βάσει της οποίας γίνεται η κατάταξη σε μία από τις κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου. Η αξιολόγηση πραγματοποιείται μέσω κάποιων κριτηρίων, κάθε ένα από τα οποία σταθμίζεται με διαφορετικό συντελεστή, που στη συνέχεια αθροίζονται δίνοντας της βαθμολογία του κάθε εξεταζομένου.

Η χρησιμότητα των μοντέλων πιστοληπτικής βαθμολόγησης, έγινε εντονότερη στα τέλη της δεκαετίας του '60, όταν εμφανίστηκαν οι πιστωτικές κάρτες. Συγκεκριμένα, όταν οι οικονομικοί αναλυτές χρησιμοποίησαν τα συστήματα αυτά για να αποφασίσουν αν θα προχωρήσουν στη χορήγηση πιστωτικών καρτών ή όχι στους πελάτες τους, ανακάλυψαν ότι παρέχουν πολύ καλύτερες προβλέψεις και ότι μειώνουν σημαντικά τα ποσοστά εσφαλμένων εκτιμήσεων σε σχέση με όλες τις άλλες μεθοδολογίες αξιολόγησης που χρησιμοποιούσαν μέχρι τότε. Φυσικά υπήρξαν και αντιδράσεις σχετικά με την διαδικασία πιστοληπτικής βαθμολόγησης, από αναλυτές όπως τον Caron (1982), οι οποίοι υποστήριζαν ότι θα έπρεπε να υπάρχει μεγαλύτερη συσχέτιση με ιστορικά στοιχεία αλλά ότι θα έπρεπε γίνεται αναφορά σχετικά με τους λόγους που κάποια στοιχεία θεωρούνται απαραίτητα ενώ κάποια άλλα όχι. Όμως, το 1975 και 1976, ήταν οι χρονιές που έγιναν πλήρως αποδεκτά τα μοντέλα αυτά, μετά την καθιέρωση του Equal Credit Opportunity Act (ECOA) (Thomas, 2000).

Κατά την διαδικασία πιστοληπτικής διαβάθμισης, χρησιμοποιούνται μέθοδοι της πολυδιάστατης στατιστικής όπως το μοντέλο της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης, το λογιστικό υπόδειγμα, το κανονικό υπόδειγμα και το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, τα οποία αναλύονται στη συνέχεια. Άλλο ένα επίσης τέτοιο μοντέλο είναι αυτό που ανέπτυξαν οι Altman et al. (1977), το Z-score. Βασικά πλεονεκτήματα των μοντέλων που εφαρμόζονται για την πιστοληπτική διαβάθμιση είναι η ταχύτητα, η αντικειμενικότητα αλλά και το μικρό κόστος κατά τη διαδικασία της πιστωτικής ανάλυσης, ενώ η έλλειψη ακρίβειας αποτελεί ένα πολύ σημαντικό μειονέκτημα. Με την ανάπτυξη όμως του χρηματοπιστωτικού κλάδου, δημιουργήθηκε η απαίτηση ανεύρεσης μοντέλων μεγαλύτερης ακρίβειας. Η ανάγκη αυτή οδήγησε στην ανάπτυξη μη παραμετρικών στατιστικών μοντέλων, όπως το μοντέλο των k-πλησιέστερων γειτόνων, δέντρων ταξινόμησης και νευρωνικών δικτύων.

### 2.3.1 Διακριτική ανάλυση (Discriminant analysis)

Η διακριτική ανάλυση είναι η πρώτη πολυμεταβλητή μέθοδος ταξινόμησης που αναπτύχθηκε και εφαρμόστηκε, με σκοπό την επίλυση σχετικών προβλημάτων. Αρχικά ο Fisher (1936), εφάρμοσε την γραμμική διακριτική ανάλυση ενώ ο Altman (1968) πρότεινε τη χρησιμοποίηση της μεθόδου προκειμένου να αναπτυχθεί ένα υπόδειγμα για τη ταξινόμηση πτωχευμένων και υγιών επιχειρήσεων. Η μελέτη αυτή θεωρήθηκε πολύ σημαντική καθώς ήταν η πρώτη που επιχείρησε να συνδέσει την ταξινόμηση με περισσότερες από μία μεταβλητές.

Η διακριτική ανάλυση βασίζεται στην παρακάτω διαδικασία. Αρχικά χρησιμοποιείται ως δείγμα εκμάθησης, ένα σύνολο επιχειρήσεων με γνωστή την ταξινόμησή τους, και στη συνέχεια αναζητούνται οι διακριτικές συναρτήσεις οι οποίες αφενός μεγιστοποιούν τη διακύμανση μεταξύ των κατηγοριών και αφετέρου ελαχιστοποιείται η διακύμανση εντός των κατηγοριών. Κάθε επιχείρηση  $i$  αποτελείται από ένα διάνυσμα  $X_i$ , με  $n$  στοιχεία που αποτελούν τα χαρακτηριστικά της. Στη γενική περίπτωση όπου υπάρχουν δυο κατηγορίες, αναπτύσσεται η ακόλουθη διακριτική συνάρτηση:

$$Z_i = a_0 + a_1x_{i1} + a_2x_{i2} + \dots + a_nx_{in}$$

όπου:  $a_0$  ένας σταθερός όρος

$a_1, a_2, \dots, a_n$  οι συντελεστές των χαρακτηριστικών των επιχειρήσεων

Η διακριτική ανάλυση βασίζεται κυρίως σε δύο υποθέσεις. Πρώτον ότι οι πίνακες διακύμανσης και συνδιακύμανσης των κατηγοριών είναι ίσοι και δεύτερον ότι οι επιδόσεις των επιχειρήσεων στα εξεταζόμενα χαρακτηριστικά ακολουθούν την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή. Σύμφωνα με αυτές τις υποθέσεις, μπορούμε να υπολογίσουμε τους όρους  $a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$  από τις εξής σχέσεις:

$$\alpha = \Sigma^{-1} * [\mu_1 - \mu_2]$$

$$\alpha_0 = -[\mu_1 + \mu_2]^T * \frac{\alpha}{2}$$

$$\Sigma = \frac{\sum_{k=1}^q \Sigma [g_i - \mu_1][g_i - \mu_2]^T}{m - 2}$$

όπου:  $\mu_1, \mu_2$  είναι το διάνυσμα των μέσων τιμών των χαρακτηριστικών για τις επιχειρήσεις των κατηγοριών 1 και 2 αντίστοιχα

$\Sigma$  είναι ο πίνακας διακύμανσης- συνδιακύμανσης μεταξύ των κατηγοριών

$g_i$  είναι το διάνυσμα της περιγραφής της επιχείρησης  $i$  βάσει των χαρακτηριστικών  $g$

$q$  είναι το πλήθος των κατηγοριών

$m$  είναι το πλήθος των επιχειρήσεων στο δείγμα εκμάθησης.

Σύμφωνα με την τιμή  $Z_i$ , η οποία ονομάζεται σκορ της επιχείρησης  $i$ , (Z- score), γίνεται η κατάταξη της επιχείρησης σε μία από τις δύο κατηγορίες ταξινόμησης, είτε στην ομάδα των συνεπών είτε στην ομάδα των ασυνεπών επιχειρήσεων. Συγκεκριμένα, η επιχείρηση  $i$  θα ταξινομηθεί στην κατηγορία 1 αν ισχύει:

$$Z_i \geq \ln \frac{K_{12} \Pi_2}{K_{21} \Pi_1}$$

όπου:  $K_{12}$  είναι το κόστος της εσφαλμένης ταξινόμησης μιας επιχείρησης η οποία ανήκει στην κατηγορία 2 αλλά εντάσσεται στην κατηγορία 1

$\Pi_1$  είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα να ανήκει μία επιχείρηση στην κατηγορία 1

Στην περίπτωση όπου δεν ικανοποιείται μία από τις παραπάνω υποθέσεις, δηλαδή αν οι πίνακες διακύμανσης- συνδιακύμανσης των κατηγοριών δεν είναι ίσοι, τότε προτιμάται η τετραγωνική διακριτική ανάλυση η οποία αναπτύχθηκε αρχικά από τον Smith (1947).

Ύστερα από την εργασία του Altman (1968), όπου χρησιμοποίησε 5 μεταβλητές, το 1977, οι Altman et al., πρότειναν ένα άλλο υπόδειγμα, χρησιμοποιώντας εφτά μεταβλητές, το Zeta Model. Το υπόδειγμα αυτό αποδείχθηκε καλύτερο από το προηγούμενο με αποτέλεσμα να τονωθεί το ενδιαφέρον για την εφαρμογή της διακριτικής ανάλυσης και να εκπονηθούν πολλές ακόμα μελέτες.

### 2.3.1.1 Κριτικές και μελέτες για τη διακριτική ανάλυση

Η συγκεκριμένη μέθοδος έχει δεχθεί πολλές κριτικές, ειδικά σε σχέση με την υπόθεση ότι οι μεταβλητές ακολουθούν την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή αλλά και με τις υποθέσεις σχετικά με τη μορφή που έχουν οι πίνακες διακύμανσης – συνδιακύμανσης. Σύμφωνα με τους Min και Lee (2005), είναι ιδιαίτερα δύσκολο, χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά να ακολουθούν την κανονική κατανομή, ειδικά όταν σχετίζονται με ασυνεπείς επιχειρήσεις. Για την επίλυση του προβλήματος, προτείνεται ο μετασχηματισμός των χαρακτηριστικών ούτως ώστε να επιτευχθεί η κανονικότητα. Ανάμεσα στην γραμμική και την τετραγωνική ανάλυση, προτιμάται η χρησιμοποίηση της γραμμικής καθώς η δεύτερη είναι πιο περίπλοκη μέθοδος και σπάνια παρέχει καλύτερα αποτελέσματα (Παπαγεωργίου, 2006).

Ο Eisenbeis (1977), αναφέρει ότι υπάρχουν πολλά σημαντικά σημεία που δημιουργούν πρόβλημα στην εφαρμογή της διακριτικής ανάλυσης, στον τομέα της χρηματοοικονομικής διοίκησης, όπως ο ασαφής ορισμός των ομάδων, η παρερμηνεία της σημαντικότητας των ανεξάρτητων μεταβλητών, οι δυσκολίες στην εκτίμηση του ποσοστού λαθών της ταξινόμησης κατά την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των υποδειγμάτων.

Στη συνέχεια έγιναν πολλές έρευνες με στόχο τη βελτίωση της μεθόδου. Ο Deankin (1972) άλλαξε το μοντέλο έτσι ώστε να υπολογίζεται η πιθανότητα για κάθε επιχείρηση να ανήκει σε κάποια από τις δύο ομάδες και στη συνέχεια η ταξινόμηση της να γίνεται σύμφωνα με την πιθανότητα αυτή. Μία άλλη πρόταση ήταν αυτή του Taffler (1983), ο οποίος πρότεινε να υπολογίζεται ένας δείκτης επίδοσης για κάθε επιχείρηση (performance analysis score – PAS), και στη συνέχεια να πραγματοποιείται η σύγκριση του με μία συνολική περιοχή επιδόσεων του δείγματος των επιχειρήσεων.

Η διακριτική ανάλυση αποτελεί μια σημαντική μεθοδολογία για την ταξινόμηση σε ομάδες, χωρίς όμως να δίνει κάποια εκτίμηση για τον κίνδυνο πτώχευσης. Αυτό το μειονέκτημα, οδήγησε τους ερευνητές στην ανακάλυψη μεθόδων που μπορούν να δίνουν μία πιθανότητα αποτυχίας των επιχειρήσεων. Οι κυριότερες από αυτές τις μεθοδολογίες είναι το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας (logit model), το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (probit model) και το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (linear probability model). Από τις παραπάνω πολυμεταβλητές μεθοδολογίες ταξινόμησης, κυρίαρχη είναι η διακριτική ανάλυση, και ακολουθεί το λογιστικό υπόδειγμα. Ο Martin (1977) χρησιμοποίησε τα δύο αυτά μοντέλα για να προβλέψει την αποτυχία επιχειρήσεων, την περίοδο 1975- 1976, όταν 23 επιχειρήσεις απέτυχαν. Τα αποτελέσματα από τα δύο υποδείγματα ήταν σχεδόν ίδια, όσο αφορά την ανίχνευση αποτυχίας ή όχι. Στη συνέχεια γίνεται μία συνοπτική περιγραφή των τριών υποδειγμάτων που προαναφέρθηκαν.

### 2.3.2 Λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας (logit model)

Το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας ή αλλιώς λογιστική παλινδρόμηση (logistic regression) χρησιμοποιεί τη λογιστική συνάρτηση προκειμένου να υπολογίσει την πιθανότητα μία επιχείρηση να ανήκει σε μία από τις κατηγορίες κατάταξης. Η πιθανότητα χρηματοοικονομικής αποτυχίας μιας επιχείρησης  $i$  καθορίζεται από την σχέση:

$$P(X_i, b) = F(a + bX_i) = \frac{1}{1 + e^{-a-bX_i}}$$

όπου:  $a$ ,  $b$  σταθεροί όροι που υπολογίζονται χρησιμοποιώντας τεχνικές μείωσης πιθανοφάνειας.

Αφού υπολογιστεί η πιθανότητα αυτή για κάθε επιχείρηση, στη συνέχεια γίνεται η ταξινόμηση της σε μία από τις δύο κατηγορίες, υγιών ή μη υγιών επιχειρήσεων, σύμφωνα με μία οριακή πιθανότητα που υπολογίζεται με στόχο την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων ταξινόμησης. Στην περίπτωση όπου η ταξινόμηση αφορά περισσότερες



από δύο κατηγορίες, το λογιστικό υπόδειγμα εφαρμόζεται με τη μορφή πολλαπλών ονομαστικών ή διατεταγμένων υποδειγμάτων (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001).

Οι Martin (1977), Watt (1985), Platt και Platt (1991), εξέτασαν το λογιστικό υπόδειγμα και το βρήκαν πολύ χρήσιμο και αποτελεσματικό στην πρόβλεψη πτωχεύσεων στο χώρο των τραπεζικών ιδρυμάτων. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του συγκεκριμένου υποδείγματος απέναντι στην διακριτική ανάλυση είναι ότι δεν περιορίζεται από τους στατιστικούς περιορισμούς που περιλαμβάνει η διακριτική ανάλυση, με αποτέλεσμα να μπορεί να συμπεριλάβει και ποιοτικές μεταβλητές. Αυτό το πλεονέκτημα σε συνδυασμό με τους περιορισμούς στους οποίους υπόκειται η διακριτική ανάλυση, έχουν κάνει το λογιστικό υπόδειγμα αντικείμενο πολλών μελετών που έχουν δημοσιοποιηθεί από το 1981.

### 2.3.3 Κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (probit model)

Το κανονικό υπόδειγμα είναι παρόμοιο με το λογιστικό. Η κύρια διαφορά τους έγκειται στην συνάρτηση που χρησιμοποιούν. Ειδικότερα, το κανονικό υπόδειγμα χρησιμοποιεί την αθροιστική συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της κανονικής κατανομής:

$$P(X_i, b) = F(a + bX_i) = \int_{-\infty}^{a+bX_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} dz$$

Σε έρευνα που διεξήχθη από τους Grablowsky και Talley (1981), και στην οποία συνέκριναν το κανονικό υπόδειγμα με την διακριτική ανάλυση σε μία πρακτική εφαρμογή στην ταξινόμηση αιτήσεων δανειοδότησης, αποδείχθηκε ότι το κανονικό υπόδειγμα αποτελεί μία ανταγωνιστική εναλλακτική μέθοδο της διακριτικής ανάλυσης. Σχετικά όμως με το κανονικό και το λογιστικό υπόδειγμα, προτιμάται το δεύτερο, καθώς απαιτεί απλούστερες υπολογιστικές διαδικασίες βελτιστοποίησης για την εκτίμηση των παραμέτρων του. Επιπλέον, δεν έχουν παρατηρηθεί σημαντικές επιδόσεις του κανονικού υποδείγματος σε ότι αφορά την ακρίβεια των αποτελεσμάτων που παρέχει.

### 2.3.4 Γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (linear probability model)

Το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, χρησιμοποιήθηκε αρχικά από τους Meyer και Pifer (1970) και βασίζεται στην πραγματοποίηση μιας απλής στατιστικής παλινδρόμησης με μία εξαρτημένη μεταβλητή που παίρνει δύο τιμές, (0, 1). Συγκεκριμένα, στηρίζεται στην υπόθεση ότι η πιθανότητα για την τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής, η οποία δείχνει και σε ποια ομάδα θα ενταχθεί η επιχείρηση, είναι μια γραμμική σχέση η χαρακτηριστικών της επιχείρησης. Με τον κατάλληλο μετασχηματισμό, η πιθανότητα αποτυχίας της επιχείρησης δίνεται από την σχέση:

$$P_i = a_0 + a_1x_{i1} + a_2x_{i2} + a_3x_{i3} + \dots + a_nx_{in}$$

όπου:  $a$  οι εκτιμήτριες ελαχίστων τετραγώνων

χ οι μεταβλητές της i επιχείρησης

Ένα σημαντικό πρόβλημα στην εφαρμογή της μεθόδου είναι ότι η εκτιμώμενη πιθανότητα μπορεί να μην ανήκει στο διάστημα  $[0, 1]$ , με αποτέλεσμα να γίνεται δύσκολη η ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Στην περίπτωση των δύο κατηγοριών ταξινόμησης, θεωρείται ως διαχωριστικό όριο το 0,5. Στην περίπτωση όμως περισσότερων κατηγοριών, παρουσιάζεται μεγάλη δυσκολία στον καθορισμό του ορίου αυτού. Ως συνέπεια των παραπάνω προβλημάτων, χρήση του συγκεκριμένου υποδείγματος να είναι περιορισμένη.

## **2.4 Μη παραμετρικά μοντέλα**

### **2.4.1 Έμπειρα συστήματα (Expert Systems)**

Τα έμπειρα συστήματα αποτελούν ένα από τα πιο γνωστά πεδία εφαρμογής της τεχνικής νοημοσύνης. Οι πιστωτικοί αναλυτές κατά την εφαρμογή του συστήματος χρησιμοποιούν τόσο ποιοτικές όσο και ποσοτικές μεταβλητές, προκειμένου να οδηγηθούν στην εξαγωγή αποτελεσμάτων σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο. Χαρακτηριστικό των έμπειρων συστημάτων είναι η ύπαρξη υποκειμενικότητας, και για αυτό το λόγο τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα τα τελευταία χρόνια έχουν στραφεί προς περισσότερο αντικειμενικά συστήματα. Ένα ακόμα μειονέκτημα τους είναι η έλλειψη ενός συστήματος συντελεστών στάθμισης, που να αναφέρονται στην σημαντικότητα των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης, PD. Τα τελευταία χρόνια τα έμπειρα συστήματα συνδυάζονται και με άλλες τεχνικές όπως τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και την ασαφή λογική, έτσι ώστε να μειώνονται τα μειονεκτήματα που παρουσιάζουν τα πρώτα.

Υστερα από έρευνα που πραγματοποίησαν οι Sommerville και Taffler (1995), κατέληξαν ότι τα πολυμεταβλητά συστήματα εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου, υπερτερούν έναντι των έμπειρων συστημάτων. Πλέον υπάρχουν πολλές παραλλαγές των έμπειρων συστημάτων όπως τα έμπειρα συστήματα βασισμένα στη γνώση (Knowledge-based expert systems), τα έμπειρα συστήματα βασισμένα σε κανόνες (Rule-based expert systems) και τα έμπειρα συστήματα ασαφούς λογικής (Fuzzy expert systems) (Μπουγκά και Σφίγγα, 2010).

### **2.4.2 Νευρωνικά δίκτυα (neural networks)**

Τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks) ή αλλιώς τεχνητά νευρωνικά δίκτυα - TNN (artificial neural networks), αναπτύχθηκαν από ερευνητές του χώρου της τεχνικής νοημοσύνης ως μια καινοτόμος μεθοδολογία μοντελοποίησης πολύπλοκων προβλημάτων. Βασίζονται στην προσομοίωση της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου κατά την διαδικασία λήψης μηνυμάτων από το εξωτερικό περιβάλλον. Συγκεκριμένα, ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από νευρώνες οι οποίοι δέχονται ένα σήμα εισόδου είτε από τους αισθητήρες του ανθρώπινου σώματος, είτε από άλλους νευρώνες. Το σήμα επεξεργάζεται και παράγεται ένα σήμα εξόδου το οποίο προωθείται

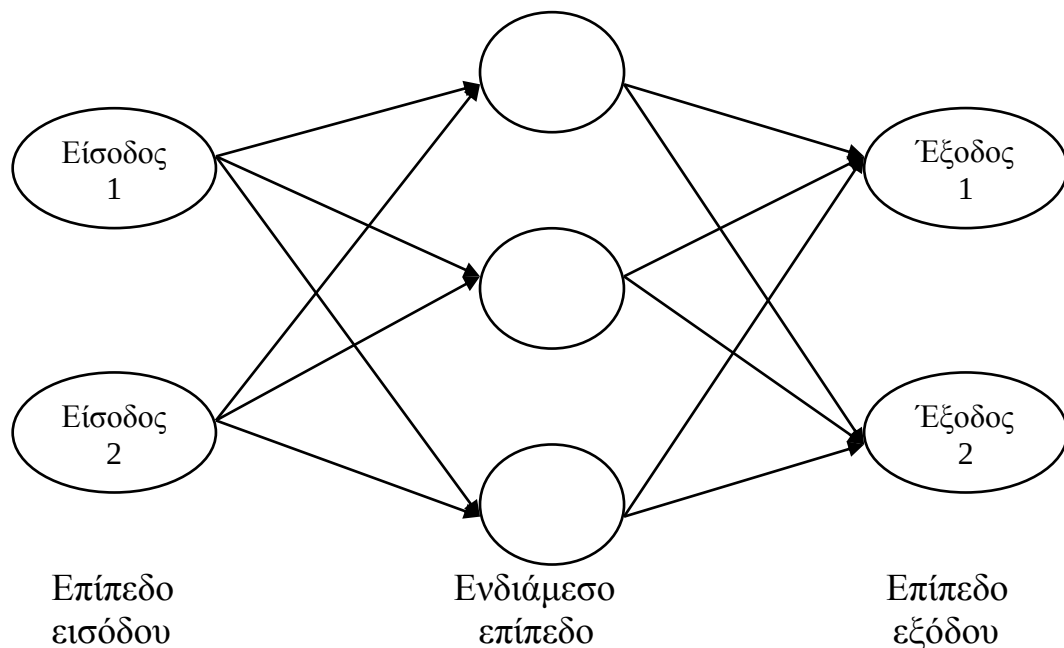
στον επόμενο νευρώνα για επιπλέον επεξεργασία, μέχρι την δημιουργία του επιθυμητού αποτελέσματος.

Σύμφωνα με την παραπάνω διαδικασία, μία τυπική αρχιτεκτονική ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου περιλαμβάνει (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001):

- Ένα επίπεδο εισόδου (input layer) το οποίο αποτελείται από μια σειρά κόμβων (επιμέρους μονάδες επεξεργασίας), έναν για κάθε είσοδο του δικτύου.
- Ένα επίπεδο εξόδου (output layer) το οποίο αποτελείται από έναν ή περισσότερους κόμβους, ανάλογα με την μορφή που έχει το αποτέλεσμα του TNN. Ειδικότερα στην περίπτωση προβλημάτων ταξινόμησης, το πλήθος των κόμβων του επιπέδου εξόδου καθορίζεται ανάλογα με το πλήθος των κατηγοριών.
- Μια σειρά ενδιάμεσων επιπέδων (hidden layers). Όλοι οι κόμβοι διαδοχικών επιπέδων συνδέονται πλήρως μεταξύ τους, ενώ επίσης είναι δυνατή η ανάπτυξη TNN στα οποία υπάρχουν συνδέσεις ακόμα και μεταξύ κόμβων που δεν ανήκουν σε διαδοχικά επίπεδα. Ο αριθμός των ενδιάμεσων επιπέδων δεν είναι προκαθορισμένος αλλά ορίζεται συνήθως με διαδικασίες δοκιμής και λάθους. Σε κάποιες περιπτώσεις ακόμα και ένα επίπεδο είναι αρκετό για την διεξαγωγή των επιθυμητών αποτελεσμάτων.

Κάθε σύνδεση μεταξύ των κόμβων χαρακτηρίζεται από ένα βάρος το οποίο δείχνει την ισχύ της σύνδεσης και ο καθορισμός των συγκεκριμένων βαρών πραγματοποιείται μέσα από τη διαδικασία βελτιστοποίησης, με σκοπό την ελαχιστοποίηση των αποκλίσεων μεταξύ των αποτελεσμάτων του δικτύου και των πραγματικών αποτελεσμάτων που υπολογίζονται από το δείγμα εκμάθησης.

Παρακάτω ακολουθεί μια σχηματική απεικόνιση ενός απλού νευρωνικού δικτύου



Σχήμα 2.1: Σχηματική αναπαράσταση ενός νευρωνικού δικτύου

Υπάρχουν πολλά αρχιτεκτονικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων. Το πιο διαδεδομένο είναι το multi-layer perception (MLP), υπάρχουν όμως και άλλα όπως το learning vector quantization (LVQ), το radial basis function (RBF), το mixture of experts (MOE) και το fuzzy adaptive resonance (FAR).

Η διαφορά των παραπάνω μοντέλων, εντοπίζεται στους διαφορετικούς αλγορίθμους που χρησιμοποιούν για να εκτιμήσουν την συνάρτηση υπολογισμού του πιστωτικού κινδύνου, αλλά και στις διαφορετικές μεθόδους εκμάθησης που υιοθετούν. Επίσης αποτελούνται και από διαφορετικό αριθμό κόμβων σε κάθε επίπεδο. Στη συγκεκριμένη έρευνα, μελετήθηκαν δύο αρχιτεκτονικά μοντέλα, το multi-layer perception και το radial basis function.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι στατιστικές, μη παραμετρικές μέθοδοι που αναπτύχθηκαν για να καλύψουν τις ελλείψεις που παρουσίαζαν τα παραμετρικά συστήματα που χρησιμοποιούνταν, όπως η γραμμική διακριτική ανάλυση (linear discriminant analysis). Συγκριτικές έρευνες όμως που πραγματοποιήθηκαν στη συνέχεια, οδήγησαν σε διφορούμενα συμπεράσματα. Οι Altman et al. πραγματοποίησαν μια μελέτη πάνω σε Ιταλικές εταιρίες χρησιμοποιώντας τη γραμμική διακριτική ανάλυση και τα νευρωνικά δίκτυα, και συγκεκριμένα το multi-layer perceptron μοντέλο. Τα αποτελέσματα έδειξαν, πρώτον, ότι τα νευρωνικά δίκτυα δεν υπερτερούν ως μαθηματικά συστήματα σε σχέση με τα παραδοσιακά στατιστικά μοντέλα, όπως η διακριτική ανάλυση και δεύτερον, ότι τα νευρωνικά δίκτυα παρουσίασαν μικρότερη ακρίβεια σε σχέση με τη γραμμική διακριτική ανάλυση. Αντίθετα, μία άλλη έρευνα που διεξήχθη από τους οι Coats and Fant(1993), στην οποία χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια μοντέλα με τους Altman et al(1994), οδήγησε στο συμπέρασμα ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι πιο ακριβή μοντέλα από τη γραμμική διακριτική ανάλυση, ιδιαίτερη στην πρόβλεψη οικονομικών προβλημάτων (financial distress). Μία ακόμα μελέτη από τους Tam και Kiang(1992), με αντικείμενο την πρόβλεψη της χρεοκοπίας της Texas Bank οδήγησε στα συμπεράσματα ότι τα νευρωνικά δίκτυα και συγκεκριμένα το multi-layer perception μοντέλο, παρουσιάζουν μεγάλη ακρίβεια στα αποτελέσματά τους, ενώ μετά ακολουθούν η γραμμική διακριτική ανάλυση, η λογιστική παλινδρόμηση, τα δέντρα απόφασης και οι αλγόριθμοι πλησιέστερων γειτόνων(Neural networking credit scoring models).

#### **2.4.2.1 Multi-layer perceptron(MLP)**

Το συγκεκριμένο μοντέλο νευρωνικού δικτύου, αποτελείται από μία σειρά ενδιάμεσων επιπέδων και από δύο κόμβους στα επίπεδα εισόδου και εξόδου. Όταν εισέρχονται τιμές  $X$ , στους κόμβους εισόδου, υπολογίζονται οι τιμές και τους υπόλοιπους κόμβους, καθώς μεταδίδονται από το ένα επίπεδο στο άλλο. Συγκεκριμένα, υπολογίζεται ένα σταθμισμένο άθροισμα σε κάθε κόμβο, το οποίο προέρχεται από την τιμή εισόδου του κόμβου και από το βάρος που αντιστοιχεί στην σύνδεση του κόμβου με τον κόμβο του προηγούμενου επιπέδου. Στη συνέχεια εφαρμόζεται μία συνάρτηση  $g(x)$  στο άθροισμα αυτό έτσι ώστε να προκύψει η τιμή εξόδου του κόμβου. Η συνάρτηση που χρησιμοποιείται στο μοντέλο αυτό, είναι η hyperbolic tangent. Η τιμή εξόδου  $Y$  προκύπτει από την παρακάτω σχέση:

$$Y_k = \sum_{h=1}^2 w_{kl} \left( g \left( \sum_{i=1}^2 w_{ji} X_i \right) + w_{jb} \right) + w_{ib}$$

όπου:  $i$  είναι ο κόμβος εισόδου  
 $j$  είναι ο κόμβος στο ενδιάμεσο επίπεδο  
 $k$  είναι ο κόμβος εξόδου και  $k=1,2$ ,  
 $w$  είναι το βάρος της σύνδεσης

Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκμάθησης back propagation (Rumelhart et al., 1986), τα βάρη αρχικοποιούνται με τυχαίες τιμές και μέσω της παραπάνω διαδικασίας υπολογίζονται οι τελικές τιμές στους κόμβους εξόδου. Γίνεται σύγκριση των τιμών αυτών με τα επιθυμητά αποτελέσματα και αν η διαφορά τους ξεπερνάει μια επιθυμητή τιμή, τότε η διαδικασία μεταφέρεται προς τα πίσω, δηλαδή από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου, επαναπροσδιορίζονται τις τιμές των βαρών και ξεκινάει πάλι η διαδικασία της εκπαίδευσης.

#### 2.4.2.2 Δίκτυα ακτινωτής βάσης(RBF)

Το μοντέλο αυτό, είναι αρκετά διαφορετικό από το προηγούμενο, κυρίως στο ενδιάμεσο επίπεδο όπου στους κόμβους υπάρχουν συναρτήσεις οι οποίες μεταβάλλουν τις τιμές τους. Οι συναρτήσεις αυτές είναι Γκαουσιανές (Gaussian function) και οι τιμές των κόμβων προκύπτουν από την παρακάτω σχέση:

$$G(X) = e^{(-\|X-\mu_j\|^2/2\sigma_j^2)}$$

όπου:  $X$  είναι το διάνυσμα εισόδου  
 $\mu_j$  είναι το διάνυσμα με τις μέσες τιμές των συνδέσμων που ενώνουν τους κόμβους εισόδου και τους γκαουσιανούς κόμβους.  
 $\sigma_j$  είναι η διακύμανση

Το αποτέλεσμα  $Y_k$ , είναι ένας σταθμισμένος γραμμικός συνδυασμός των γκαουσιανών συναρτήσεων και υπολογίζεται ως εξής:

$$Y_k(X) = \sum_{j=1}^m w_{kj} e^{(-\|x-\mu_j\|^2/2\sigma_j^2)} + w_{k0}, \quad k = 1, 2, \dots, n$$

όπου:  $Y_k$  είναι η τιμή του κάθε κόμβου εξόδου  
 $w_{k0}$  είναι μία σταθερά που σχετίζεται με την τιμή  $Y$   
 $w_{kj}$  και  $\mu_j$  είναι στοιχεία του διανύσματος των βαρών  $W$

#### 2.4.2.3 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων

Ένα από τα βασικότερα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων, είναι η ικανότητα τους να αναπαριστούν μη γραμμικές συμπεριφορές, επιτρέποντας τους με

αυτό τον τρόπο να προσεγγίσουν οποιαδήποτε πραγματική συνάρτηση, με θεωρητικά άπειρη ακρίβεια αλλά και η δυνατότητα παράλληλης επεξεργασίας που παρέχουν (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001). Επίσης, ως μη παραμετρική μεθοδολογία, δεν βασίζονται σε υποθέσεις που σχετίζονται με τις στατιστικές ιδιότητες των δεδομένων του εκάστοτε προβλήματος.

Αναπόφευκτα όμως, τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν και μειονεκτήματα. Συχνά απαιτείται μεγάλος υπολογιστικός φόρτος κατά τη φάση της εκμάθησης. Επιπροσθέτως, χαρακτηρίζονται και από μεγάλη δυσκολία στην ανάλυση της συμβολής των χαρακτηριστικών των εναλλακτικών δραστηριοτήτων στο εξαγόμενο αποτέλεσμα, καθώς δεν υπάρχουν κανόνες που να σχετίζονται με την επιλογή των παραμέτρων. Αυτή η αδυναμία τους, είναι ιδιαίτερα εμφανής στα προβλήματα λήψης αποφάσεων.

### 2.4.3 Δέντρα ταξινόμησης (Decision trees)

Τα δέντρα απόφασης είναι μη παραμετρικά μοντέλα μηχανικής μάθησης, που αναπαριστούν μια διαδικασία λήψης αποφάσεων. Γενικά, τα μοντέλα αυτά, αντιπροσωπεύουν μία σειρά από κανόνες Αν- Τότε (If- Then), που συνδυάζονται μεταξύ τους από τη ρίζα του δέντρου προς τα φύλλα του. Συγκεκριμένα, τα δέντρα απόφασης αποτελούνται από τρία βασικά τμήματα:

- Τους κόμβους οι οποίοι χαρακτηρίζονται με τα ονόματα των κριτηρίων αξιολόγησης
- Τα κλαδιά τα οποία συνδέουν τους κόμβους μεταξύ τους, και χαρακτηρίζονται από τις τιμές που μπορούν να λάβουν τα κριτήρια αξιολόγησης
- Τα φύλλα, που αποτελούν τους τελευταίους κόμβους του δέντρου, οι οποίοι προσδιορίζουν μία κατηγορία ταξινόμησης.

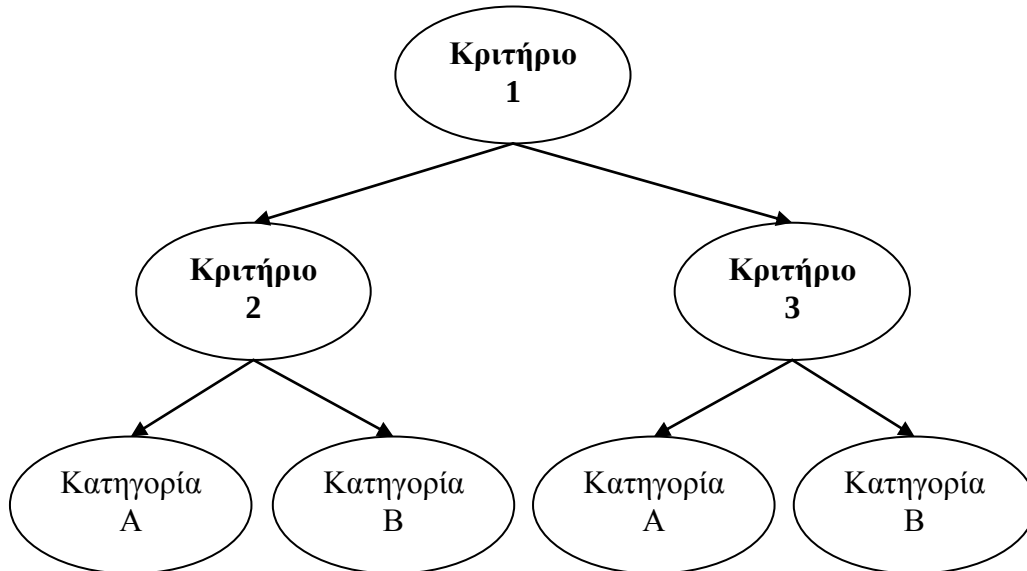
Κατά την εκπαίδευση, το δέντρο χτίζεται με την επαναλαμβανόμενη αξιολόγηση της διακριτικής ικανότητας των κριτηρίων αξιολόγησης και στη συνέχεια την επιλογή του κριτηρίου που εμφανίζει την υψηλότερη διακριτική ικανότητα. Τέλος, πραγματοποιείται ο διαχωρισμός των επιχειρήσεων σε υποσύνολα, σύμφωνα με το πλήθος των τιμών του επιλεγμένου κριτηρίου αξιολόγησης, για την περίπτωση των ποιοτικών κριτηρίων, ή των σημείων διαχωρισμού, στην περίπτωση των ποσοτικών κριτηρίων.

Υπάρχουν πολλές τεχνικές για την επίτευξη της παραπάνω διαδικασίας, ο στόχος όμως είναι πάντα ο ίδιος, δηλαδή η επιλογή του κριτηρίου που διαχωρίζει καλύτερα τις τελικές κλάσεις. Ο αλγόριθμος σταματά όταν φτάσει σε κόμβο με τον οποίο δεν είναι δυνατόν να ξεκινήσει μία νέα διάσπαση. Ο κόμβος αυτός δεν θα έχει παιδιά και ονομάζεται φύλλο του δέντρου.

Αναλυτικότερα, η προς εξέταση επιχείρηση, εισέρχεται από τον αρχικό κόμβο, τη ρίζα. Εκεί εφαρμόζεται έλεγχος για να καθοριστεί ποιο κόμβο-παιδί θα ακολουθήσει η επιχείρηση. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι να φτάσει η επιχείρηση στον κόμβο-φύλλο, όπου και πραγματοποιείται η ταξινόμηση της σε μία από τις κατηγορίες, ανάλογα με το μονοπάτι που έχει ακολουθήσει.

Για να γίνει κατανοητή η διαδικασία αυτή, στη συνέχεια παρουσιάζεται

η δομή ενός απλού δέντρου απόφασης, που αποτελείται από τρία κριτήρια αξιολόγησης και δύο κατηγορίες ταξινόμησης. Στα κλαδιά τοποθετούνται οι τιμές που παίρνουν τα κριτήρια, βάση των οποίων γίνεται ο διαχωρισμός των επιχειρήσεων.



**Σχήμα 2.2:** Σχηματική αναπαράσταση ενός δέντρου απόφασης

Τα δέντρα, ανάλογα με τον τρόπο ανάπτυξής τους, διαχωρίζονται σε:

- Δυναδικά, όταν από κάθε κόμβο διακλαδίζονται δύο νέοι κόμβοι
- Σύνθετα, όταν από κάθε κόμβο διακλαδίζονται περισσότεροι από δυο κόμβοι

Ένα σοβαρό θέμα που προκύπτει κατά την διαδικασία ανάπτυξης του δέντρου, είναι ο αριθμός των επιπέδων του. Στην περίπτωση των μεγάλων δέντρων, παρατηρούνται μη ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν σε αυτά εισέρχονται καινούριες επιχειρήσεις για ταξινόμηση. Βασικός λοιπόν στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του αριθμού των επιπέδων του δέντρου και των κόμβων, με συνέπεια τη γενίκευση των δεδομένων. Το πρόβλημα αυτό αναφέρεται ως *overfitting*, και για την αποφυγή του, υπάρχουν δύο προσεγγίσεις, ο τερματισμός του αλγορίθμου πριν φτάσει σε ένα δέντρο το οποίο θα ταιριάζει τέλεια στα δεδομένα εκπαίδευσης και το κλάδεμα (*pruning*) του δέντρου εκ των υστέρων. Ο απλούστερος τρόπος είναι να μην αφαιρεθεί το δέντρο να αυξηθεί στο πλήρες μέγεθός του. Συνήθως όμως οι ταξινομητές των δέντρων απόφασης, υιοθετούν τεχνικές περικοπής που αξιολογούν την απόδοση των δέντρων κλαδεύοντάς το χρησιμοποιώντας ένα σύνολο επικύρωσης. Ο Elomaa (1999) έπειτα από ένα πλήθος συγκρίσεων κατέληξε στο συμπέρασμα ότι δεν υπάρχει μέθοδος περικοπής που να λειτουργεί αποτελεσματικότερα σε όλα τα προβλήματα (Κωτσιαντής, 2005).

Τα κύρια πλεονεκτήματα που παρουσιάζουν τα δέντρα απόφασης παρουσιάζονται στη συνέχεια:

1. Μπορούν να χειριστούν ποιοτικά δεδομένα
2. Είναι εύκολα στην κατανόηση τους
3. Προσφέρουν μια όμορφη απεικόνιση της διαδικασίας ταξινόμησης
4. Μπορούν να ταξινομήσουν δείγματα εισόδου με πολύ μικρό υπολογιστικό κόστος
5. Παρέχουν επαρκείς ενδείξεις σχετικά με τις μεταβλητές ενός δεδομένου συνόλου εκπαίδευσης που είναι περισσότερο σημαντικές για την ταξινόμηση των δειγμάτων του συνόλου

Αντίστοιχα τα μειονεκτήματα των δέντρων απόφασης είναι:

1. Δεν είναι κατάλληλα για την εκτίμηση τιμής μη διακριτών μεγεθών
2. Είναι επιρρεπή σε σφάλματα ταξινόμησης με πολλές κατηγορίες και με σχετικά μικρό αριθμό δειγμάτων εκπαίδευσης
3. Η κατασκευή τους είναι υπολογιστικά ακριβή γιατί σε κάθε κόμβο απαιτείται να υπολογιστεί το κέρδος πληροφορίας που προκύπτει από όλους τους πιθανούς διαχωρισμούς

#### **2.4.3.1 Μελέτες για τα δέντρα απόφασης**

Έχουν πραγματοποιηθεί πολλές μελέτες που ερευνούν την αποτελεσματικότητα και την ακρίβεια των δέντρων απόφασης. Σύμφωνα με έρευνα των Tam and Kiang,(1992) πάνω στην πρόβλεψη πιθανής χρεοκοπίας της Texas Bank, για την περίοδο 1985-1987, τα δέντρα απόφασης αποδείχθηκαν λιγότερο ακριβή σε σχέση με το MLP μοντέλο των νευρωνικών δικτύων που παρείχε τα ακριβέστερα αποτελέσματα, τη γραμμική διακριτική ανάλυση και τη λογιστική παλινδρόμηση που ακολουθούσαν. Αντίθετα, οι Davis et al.(1992) μελετώντας τα δέντρα απόφασης και το MLP , διαπίστωσαν ότι και τα δύο μοντέλα παρουσίαζαν σχεδόν ίδια ποσοστά ακρίβειας. Επιπλέον, οι Kirkos et al. (2008), διεξήγαν έρευνα με αντικείμενο την πρόβλεψη της επιλογής μίας μεγάλης ή μίας μικρής ελεγκτικής εταιρίας από διάφορες εταιρίες. Χρησιμοποιήθηκαν τρία μοντέλα, τα νευρωνικά δίκτυα, το μοντέλο του k- πλησιέστερου γείτονα και τα δέντρα απόφασης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα δέντρα απόφασης υπερτερούν έναντι των δύο άλλων μεθόδων, με ποσοστό ακρίβειας 81,97%, ενώ ακολουθούσαν τα νευρωνικά δίκτυα και οι k- πλησιέστεροι γείτονες με ποσοστά 78,45% και 73.21% αντίστοιχα.

#### **2.4.3.2 Τεχνικές βασισμένες στα δέντρα απόφασης**

Υπάρχουν τεχνικές βασισμένες στα δέντρα απόφασης, με κύρια διαφορά στον αλγόριθμο που εφαρμόζουν κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης προκειμένου να καθοριστεί η σειρά με την οποία θα τοποθετούνται οι μεταβλητές πάνω στο δέντρο. Οι σημαντικότερες από αυτές και οι πιο ευρέως διαδεδομένες είναι η CART (Breiman et al., 1984), η CHAID (Kass, 1980), η QUEST(Loh et al., 1997), η C4.5(Quinlan, 1993), η C5.0 και η ID3(Quinlan, 1986). Στην συγκεκριμένη εργασία, χρησιμοποιήσαμε τις CART, CHAID και QUEST τεχνικές.



- Η τεχνική CART(Classification and Regression Trees)

Η τεχνική αυτή, είναι ίσως η πιο διαδεδομένη και χαρακτηρίζεται από διαφάνεια, χαρακτηριστικό που την κάνει ιδανική σε οικονομικές εφαρμογές. Αποτελεί το πρώτο σύστημα που εισήγαγε τα δέντρα παλινδρόμησης (regression trees), τα οποία στους κόμβους τους έχουν συνεχείς τιμές αντί για διακριτές. Οι Galino and Tamayo(2000), σε μελέτη που ανέπτυξαν βασισμένοι στις καμπύλες σφάλματος (error curve), απέδειξαν ότι τα CART δέντρα αποφάσεων, είναι η πιο ακριβής μέθοδος, με ποσοστό λάθους 8.31% σε δείγμα 2000 δεδομένων. Ακολουθούσαν τα νευρωνικά δίκτυα, οι k- πλησιέστεροι γείτονες και τελευταία το κανονικό υπόδειγμα με ποσοστό 11% , 14.95% , 15,13% αντίστοιχα.

- Η τεχνική CHAID:

Το μοντέλο αυτό αναπτύχθηκε από τον Gordon V. Kass το 1980 μέσα από μια διαδικασία που ονομάζεται Automatic Interaction Detection (AID). Η τεχνική αυτή χρησιμοποιεί μια στατιστική  $\chi^2$  τετραγώνου(Chi- squared) για να καθορίσει αν τα δέντρα θα διακλαδωθούν επιπλέον και αν ναι, ποιες μεταβλητές να χρησιμοποιηθούν. Η CHAID είναι μία μέθοδος ανάλυσης που ανιχνεύει τον τρόπο με τον οποίο συνδυάζονται καλύτερα οι ανεξάρτητες μεταβλητές με την εξαρτημένη για την διεξαγωγή του αποτελέσματος. Είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική όταν εφαρμόζεται σε διακριτές μεταβλητές αντί για συνεχείς, σε αντίθεση με άλλες στατιστικές μεθόδους, όπως την παλινδρόμηση.

- Η τεχνική QUEST (Quick, Unbiased, Efficient Statistical Trees):

Το QUEST, που αναπτύχθηκε από τους Loh et al.,(1997), είναι ένα δυαδικό δέντρο απόφασης με ιδιαίτερο χαρακτηριστικό την αμερόληπτη επιλογή της σειράς που τα χαρακτηριστικά ‘καρφισώνονται’ στο δέντρο. Ένα ακόμα πλεονέκτημα του συγκεκριμένου μοντέλου, είναι η ταχύτητα κατασκευής του δέντρου, σε σχέση με τις άλλες τεχνικές. Αντίθετα, μειονέκτημα του μοντέλου είναι η ιδιαίτερα μεγάλη απαίτηση για μνήμη, όταν τα δεδομένα είναι πάρα πολλά. Σε αυτή την περίπτωση προτιμάται το CART μοντέλο. Επιπλέον, το μοντέλο αυτό δέχεται και επεξεργάζεται μόνο διακριτές μεταβλητές.

#### **2.4.4 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines-SVM)**

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, αναπτύχθηκαν από τον Vapnik(1995) και αποτελούν μία από τις σημαντικότερες μεθόδους για την ανάπτυξη μοντέλων ταξινόμησης. Το πλαίσιο των SVMs επικεντρώνεται σε γραμμικά και μη γραμμικά μοντέλα, που μεγιστοποιούν το διαχωριστικό περιθώριο μεταξύ αντικείμενων που ανήκουν σε διαφορετικές κατηγορίες. Κύριο χαρακτηριστικό τους αποτελεί το ισχυρό θεωρητικό υπόβαθρο πάνω στο οποίο βασίζονται, όπως και η πληθώρα των επιτυχημένων πρακτικών εφαρμογών που έχουν σημειωθεί μέχρι σήμερα.

Οι Hearst et al.(1998) χαρακτηρίζουν τον εν λόγω αλγόριθμο, ως την τομή της θεωρίας και της πράξης: για απλούς τύπους αλγορίθμων, τα στατιστικά θεωρητικά μοντέλα είναι προτιμότερα, καθώς μπορούν να ανιχνεύσουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τις παραμέτρους που χρειάζονται να λαμβάνονται υπόψη για να επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ακρίβεια. Στις ρεαλιστικές όμως εφαρμογές, συχνά απαιτείται η χρήση πολυπλοκότερων μοντέλων και αλγορίθμων, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, τα οποία όμως στερούνται θεωρητικής ανάλυσης. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, πετυχαίνουν και τα δύο. Κατασκευάζουν δηλαδή, πολύπλοκα μοντέλα, που μπορεί να περιέχουν νευρωνικά δίκτυα, πολυωνυμικούς ταξινομητές και radial basis συναρτήσεις, ανάλογα με τις απαιτήσεις του προβλήματος. Επίσης, μπορούν εύκολα να αναλυθούν με μαθηματικό τρόπο, καθώς ανταποκρίνονται ως γραμμικά μοντέλα σε πολυδιάστατους χώρους, που συνδέονται μη γραμμικά με τον χώρο εισόδου.

Τα μοντέλα που βασίζονται στα SVM, αποτελούν μία από τις δημοφιλέστερες προσεγγίσεις σε οικονομικές εφαρμογές, κυρίως στον χώρο της πρόβλεψης και κατηγοριοποίησης κειμένων, λόγω της ευρωστίας, της αποτελεσματικότητας και της ταχύτητας που επιδεικνύουν, αλλά και της ικανότητας τους να παράγουν μη γραμμικές επιφάνειες απόφασης, καθιστώντας έτσι υπολογιστικά εφικτή την επίλυση ενός μεγάλου αριθμού πρακτικών προβλημάτων που δεν μπορούσαν να λυθούν από τα γραμμικά μοντέλα.

Τα SVM, όπως είναι κατασκευασμένα, μπορούν να πραγματοποιούν δυαδικές ταξινομήσεις. Η ανάγκη όμως για ταξινόμηση σε περισσότερες κλάσεις ήταν άμεση, γι' αυτό δημιουργήθηκαν ειδικοί αλγόριθμοι που ικανοποιούν αυτόν τον σκοπό.

#### 2.4.4.1 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης για δυαδική γραμμική ταξινόμηση

Στη δυαδική, γραμμική προσέγγιση, στόχος των SVM είναι η δημιουργία της υπερεπιφάνειας (hyperplane), που θα διαχωρίσει βέλτιστα τις επιχειρήσεις σε δύο κλάσεις. Υπάρχουν πολλοί γραμμικοί ταξινομητές που μπορούν να χωρίσουν τα στοιχεία, ένας όμως θα μεγιστοποιεί την απόσταση μεταξύ αυτού και του κοντινότερου στοιχείου κάθε κλάσης και ονομάζεται βέλτιστη διαχωριστική υπερ επιφάνεια(OSH). Οι συναρτήσεις που αντιστοιχίζουν τα στοιχεία στις κλάσεις ονομάζονται συναρτήσεις απόφασης ενώ τα σημεία εκπαίδευσης που βρίσκονται πιο κοντά στην βέλτιστη υπερ επιφάνεια καλούνται διανύσματα υποστήριξης (support vectors). Από όλες τις συναρτήσεις απόφασης που θα υπολογιστούν, θα πρέπει να επιλεγεί, με την χρήση ενός κριτηρίου, η βέλτιστη υπερ επιφάνεια διαχωρισμού. Το κριτήριο αυτό συνήθως είναι η μέγιστη απόσταση των στοιχείων του χώρου από την υπερ επιφάνεια, το οποίο ονομάζεται μέγιστο περιθώριο(margin) . Η επιφάνεια αυτή, θα πρέπει επίσης, να είναι σχεδιασμένη με τέτοιο τρόπο ώστε μικρές μετατοπίσεις των δεδομένων να μην συνεπάγονται αλλαγές στις προβλέψεις. Εάν η απόσταση μεταξύ της διαχωριστικής υπερ επιφάνειας και των δεδομένων εκπαίδευσης είναι πολύ μικρή, τα δείγματα ελέγχου μπορεί να ταξινομηθούν εσφαλμένα.

Συγκεκριμένα, το πρόβλημα ταξινόμησης, αναπτύσσεται ως εξής. Έστω ένας χώρος εισόδου  $X$ ,  $X \in \mathbb{R}^n$  , ένας χώρος εξόδου  $Y$  και ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης στον χώρο  $S$ , όπου  $S = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)) \subseteq (X \times Y)^l$ ,

όπου  $l$  το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης, και τα  $x$  είναι διανύσματα ομοιόμορφα διανεμημένα, σύμφωνα με μία άγνωστη κατανομή πιθανότητας  $P(x)$ . Η γενικότερη υπόθεση για την εκμάθηση, είναι ο υπολογισμός μίας συνάρτησης  $f(X) = Y$ . Η μορφή του χώρου εξόδου  $Y$  καθορίζει και την μορφή της εκμάθησης. Αν  $Y = \{1, -1\}$ , τότε το πρόβλημα είναι δυαδικό, ενώ αν  $Y = \{1, 2, 3, \dots, m\}$ , είναι πολλαπλής ταξινόμησης. Οι υπερεπιφάνειες ορίζονται από την σχέση

$$(w * x) + b = 0, \quad w \in R^n, b \in R$$

ενώ η συνάρτηση απόφασης ορίζεται ως

$$f(x) = \text{sign}(w * x + b)$$

Όμως, επειδή κάθε υπερεπιφάνεια που εκφράζεται από ένα ζεύγος  $(w, b)$ , μπορεί ισοδύναμα να εκφραστεί από όλα τα ζεύγη τύπου  $(\lambda w, \lambda b)$  για κάθε  $\lambda \in R^+$  πρέπει να καθοριστεί μία κανονική υπερεπιφάνεια, η οποία θα διαχωρίζει τα δεδομένα από την υπερεπιφάνεια με απόσταση τουλάχιστον ίση με 1. Συνεπώς θα ισχύει

$$\begin{aligned} x_i * w + b &\geq +1 & \text{όταν } y_i = 1 \\ x_i * w + b &\leq -1 & \text{όταν } y_i = -1 \end{aligned}$$

γενικεύοντας θέλουμε να ισχύει

$$y_i(x_i * w + b) \geq 1$$

Η παραπάνω σχέση δίνει την συναρτησιακή απόσταση από την υπερεπιφάνεια. Η γεωμετρική όμως απόσταση, δίνεται από την σχέση

$$d((w, b), x_i) = \frac{y_i(x_i * w + b)}{\|w\|} \geq \frac{1}{\|w\|}$$

Όπως έχουμε αναφέρει, ψάχνουμε την υπερεπιφάνεια που μεγιστοποιεί την γεωμετρική απόσταση από τα κοντινότερα δεδομένα. Αυτό το πρόβλημα θα λυθεί με την ελαχιστοποίηση του  $\|w\|$ . Το πρόβλημα πλέον είναι ένα πρόβλημα ελαχιστοποίησης το οποίο συνήθως επιλύεται με την εφαρμογή της μεθόδου των πολλαπλασιαστών Lagrange και πλέον είναι της μορφής:

Ελαχιστοποίησης:

$$W(a) = - \sum_{i=1}^l a_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j a_i a_j (x_i x_j)$$

υπό τους περιορισμούς:

$$\sum_{i=1}^l y_i a_i = 0$$

$$0 \leq a \leq C$$

όπου :  $a$  ένα διάνυσμα των μη γραμμικών πολλαπλασιαστών Lagrange που πρέπει να υπολογιστεί

Η σταθερά  $C$  ονομάζεται παράμετρος παραχώρησης και εκφράζει την σχέση μεταξύ του εμπειρικού σφάλματος και της πολυπλοκότητας. Η τιμή του καθορίζεται από τον χρήστη και το εύρος τιμών του είναι πολύ μεγάλο. Όσο μεγαλύτερο είναι το  $C$ , τόσο ορθότερη θα είναι η ταξινόμηση των δεδομένων εκπαίδευσης. Μικρές τιμές της παραμέτρου, ενδείκνυνται σε περιπτώσεις δύσκολου διαχωρισμού των δεδομένων.

Αν ορίσουμε τον πίνακα  $H_{ij} = y_i y_j (x_i x_j)$  το πρόβλημα θα διαμορφωθεί ως εξής:

$$\begin{aligned} \text{Ελαχιστοποίηση:} \quad & W(a) = -a^T 1 + \frac{1}{2} a^T H a \\ \text{υπό τους περιορισμούς:} \quad & a^T y = 0 \\ & 0 \leq a \leq C 1 \end{aligned}$$

Το παραπάνω πρόβλημα είναι γνωστό ως πρόβλημα τετραγωνικού προγραμματισμού (Quadratic Programming Problem), για το οποίο έχουν αναπτυχθεί πολλές μεθοδολογίες επίλυσης.

Από τα παραπάνω, φαίνεται ότι η βέλτιστη υπερεπιφάνεια μπορεί να γραφτεί ως:

$$w = \sum_i a_i y_i x_i$$

Αυτή η σχέση δείχνει ότι το διάνυσμα  $w$  είναι ένας γραμμικός συνδυασμός του δείγματος εκπαίδευσης, και από το οποίο προκύπτει ότι :

$$a_i (y_i (w \cdot x + b) - 1) = 0$$

Αυτή η σχέση δηλώνει όταν η συναρτησιακή απόσταση ενός παραδείγματος είναι μικρότερη του  $1$ , τότε  $a_i = 0$ . Συνεπώς, μόνο τα δεδομένα που είναι πολύ κοντά επιδρούν στο  $w$ . Τα παραδείγματα εκπαίδευσης για τα οποία ισχύει ότι  $a_i > 0$  ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης (vector support), και είναι τα μόνο που χρειάζονται για τον ορισμό της βέλτιστης υπερεπιφάνειας.

Υποθέτοντας ότι έχουμε υπολογίσει το βέλτιστο  $a$ , από το οποίο θα κατασκευάσουμε το  $w$ , πρέπει επιπλέον να καθορίσουμε το  $b$ , για να προσδιορίσουμε την υπερεπιφάνεια. Για να το πετύχουμε αυτό, παίρνουμε ένα θετικό και ένα αρνητικό διάνυσμα υποστήριξης, για τα οποία ξέρουμε:

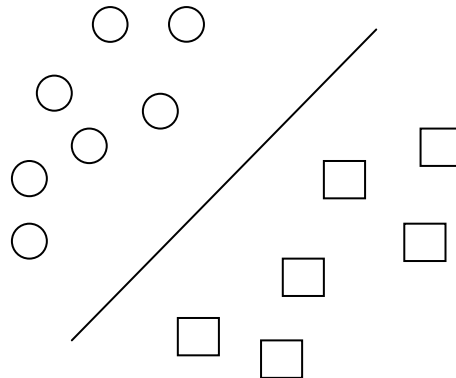
$$(w \cdot x^+) + b = 1$$

$$(w \cdot x^-) + b = -1$$

Επιλύοντας το σύστημα βρίσκουμε ότι

$$b = -\frac{1}{2} (w \cdot x^+ + w \cdot x^-)$$

Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται η διαχωριστική υπερεπιφάνεια που διαχωρίζει τέλεια τα παραδείγματα εκπαίδευσης.



**Σχήμα 2.3:** Γραφική απεικόνιση μίας γραμμικής βέλτιστης υπερεπιφάνειας.

#### 2.4.4.2 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης για δυαδική, μη γραμμική ταξινόμηση

Παραπάνω, αναλύσαμε την περίπτωση δεδομένων που μπορούν να διαχωριστούν γραμμικά. Στην πραγματικότητα όμως, τα περισσότερα προβλήματα είναι πολύ πιο πολύπλοκα και απαιτείται η εφαρμογή μη γραμμικών μοντέλων. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με την χρήση πολυωνυμικών καμπύλων ή κύκλων. Εντούτοις, είναι αρκετά δύσκολο να βρεθεί η βέλτιστη καμπύλη ενώ παράλληλα θα προσπερνούσαμε την παραπάνω διαδικασία ανεύρεσης της βέλτιστης υπερεπιφάνειας. Υπάρχει όμως, ένας τρόπος επίλυσης μη γραμμικών προβλημάτων, που βασίζεται στην παραπάνω διαδικασία και στον εντοπισμό του βέλτιστου υπερεπιπέδου. Η προσέγγιση αυτή ονομάζεται *τεχνική πυρήνων* (kernel).

Η τεχνική πυρήνων βασίζεται στην αντιστοίχιση των δεδομένων του χώρου εισόδου  $L$  με ένα χώρο μεγάλων διαστάσεων  $H$  και ο διαχωρισμός τους εκεί με έναν γραμμικό ταξινομητή, κάτι που συνεπάγεται σε έναν μη γραμμικό ταξινομητή στον χώρο των εισόδων. Η αντιστοίχιση  $\varphi: L \rightarrow H$  μεταξύ των δύο χώρων γίνεται με την χρήση μιας συνάρτησης πυρήνα

$$K(x_a, x_b) = (\varphi(x_a) \cdot \varphi(x_b))$$

Η συνάρτηση πυρήνα  $K$ , στο χώρο  $H$ , συμπεριφέρεται ως εσωτερικό γινόμενο, ενώ μπορεί να εκτιμηθεί ως συνάρτηση στο χώρο  $L$ . Δεδομένης της αντιστοίχισης  $\varphi$ , για να κατασκευάσουμε το νέο πρόβλημα βελτιστοποίησης, απλά αντικαθιστούμε στις σχέσεις που έχει αναφερθεί το  $x$  με την συνάρτηση  $\varphi(x)$ . Το πρόβλημα βελτιστοποίησης διαμορφώνεται ως εξής:

$$\text{Ελαχιστοποίησε:} \quad W(a) = -a^T 1 + \frac{1}{2} a^T H a$$

$$\text{όπου } H_{ij} = y_i y_j (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j))$$

Επίσης η βέλτιστη υπερεπιφάνεια θα είναι της μορφής

$$w = \sum_i a_i y_i \varphi(x_i)$$

ενώ η συνάρτηση απόφασης θα υπολογίζεται ως εξής:

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sign}(w \cdot \varphi(x) + b) \\ &= \text{sign}\left(\left[\sum_i a_i y_i \varphi(x_i)\right] \cdot \varphi(x) + b\right) \\ &= \text{sign}\left(\sum_i a_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b\right) \end{aligned}$$

Η επιλογή της κατάλληλης συνάρτησης πυρήνα(kernel) είναι σημαντικός παράγοντας για την εφαρμογή των Support Vector Machines . Αποτελεί όμως μία πολύ δύσκολη διαδικασία, καθώς δεν υπάρχει κάποιο αντικειμενικό κριτήριο. Η θεωρητική άποψη πάνω στα SVM, υποστηρίζει την εκ των προτέρων επιλογή της συνάρτησης. Πως όμως θα προτιμηθεί μία συνάρτηση έναντι μίας άλλης; Η καλύτερη λύση, είναι η χρήση της προσωπικής γνώσης και εμπειρίας πάνω στο συγκεκριμένο τύπο προβλήματος, χωρίς να εμπλακεί το είδος των δεδομένων εκπαίδευσης. Δηλαδή, η αναζήτηση σε προηγούμενα προβλήματα ταξινόμησης όπου εφαρμόστηκαν τα SVM , και αφορούσαν ίδια κατηγορία δεδομένων (Boswell, 2002).

Κάποια παραδείγματα συναρτήσεων πυρήνων είναι:

Πολυωνυμική  $K(x_a, x_b) = (x_a \cdot x_b + 1)^p$

Gaussian Radial Basis(RBF)  $K(x_a, x_b) = e^{-\|x_a - x_b\|^2 \sigma}$

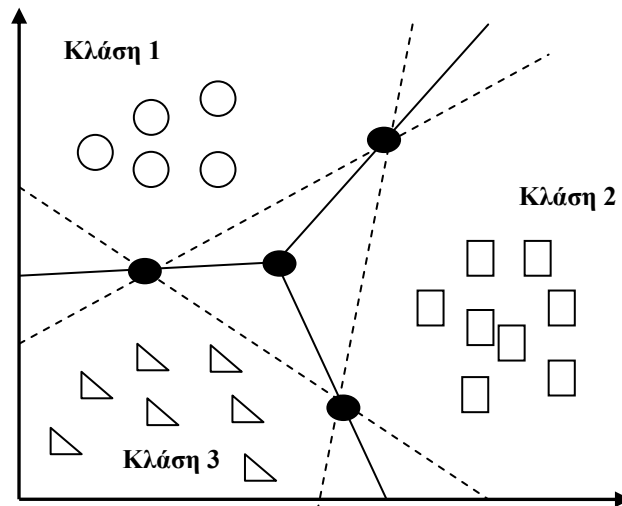
Multi- Layer Perceptron  $K(x_a, x_b) = \tanh(\rho(x_a, x_b) + r)$

#### 2.4.4.3 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης πολλαπλών κλάσεων (MSVM)

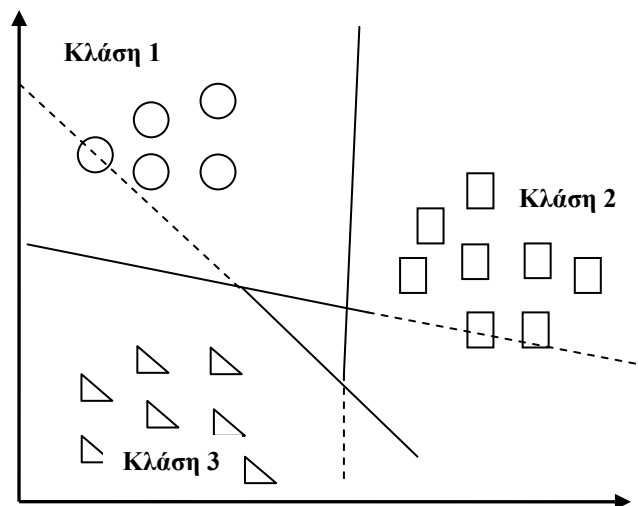
Μέχρι τώρα έχουμε αναφερθεί μόνο στα δυαδικά μοντέλα ταξινόμησης. Στην πράξη όμως, τις περισσότερες φορές χρειάζεται να αντιμετωπιστούν προβλήματα ταξινόμησης σε παραπάνω από δύο κατηγορίες. Οι μεθοδολογίες που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα και βασίζονται στις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος είναι αρκετές με κυρίαρχες την One VS One(μία εναντίον μίας- OVO), την One VS All(μία εναντίον των υπολοίπων - OVA) ,την pairwise coupling method, την μέθοδο απόφασης διευθυνόμενων ακυκλικών γραφών (DAG- SVM) και την μέθοδο των Weston- Watkins(WW). Στη συνέχεια περιγράφονται οι μέθοδοι One VS All και One VS One, καθώς αυτές χρησιμοποιήσαμε κατά την διεξαγωγή της συγκεκριμένης έρευνας(Bredensteiner and Bennett, 1998).

- Η One VS All μέθοδος, βασίζεται στην ιδέα της δημιουργίας δυαδικών συναρτήσεων απόφασης,  $f_k(x)$ , οι οποίες διαχωρίζουν τα στοιχεία της κατηγορίας  $k$  από αυτά των υπολοίπων. Αν η τιμή εξόδου είναι 1, τότε ταξινομείται στην κατηγορία  $k$ , αλλιώς, στις υπόλοιπες κλάσεις. Έστω ότι ο αριθμός των κλάσεων είναι  $v$ . Η διαδικασία αυτή θα επαναληφθεί  $v$  φορές. Το αποτέλεσμα για κάθε στοιχείο θα είναι ένα διάνυσμα  $f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_v(x))$  κάθε στοιχείο του οποίου θα δηλώνει την απόσταση του  $x$  από κάθε μία από τις  $N$  διαχωριστικές υπερεπιφάνειες. Επιλέγεται ως κατηγορία κατάταξης του  $x$ , αυτή για την οποία αντιστοιχεί η μέγιστη τιμή των συναρτήσεων  $f_k(x)$  (Τσακανίκας, 2005).
- Η One VS One μέθοδος, περιλαμβάνει την κατασκευή δυαδικών συναρτήσεων απόφασης για κάθε ζευγάρι κλάσεων. Συνολικά υπάρχουν  $\binom{n}{2} = n(n-1)/2$  ζευγάρια. Για κάθε ζεύγος κλάσεων, ένα δυαδικό SVM πρόβλημα θα λύνεται, με στόχο την μεγιστοποίηση της απόστασης μεταξύ των δύο κλάσεων. Για να φτάσουμε στην απόφαση για την κατηγορία που ανήκει ένα παράδειγμα, αθροίζουμε σύμφωνα με την σχέση  $f_k(x) = \sum_{l=1}^n f_{kl}(x)$  και επιλέγουμε όπως και παραπάνω, την κατηγορία κατάταξης με την μέγιστη τιμή ανάμεσα σε όλες τις συναρτήσεις. Το πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής, σε σχέση με την προηγούμενη, είναι ότι τα τελικά σύνορα είναι μέρος των υπολογισμένων ανά ζεύγη συναρτήσεων ενώ στην One VS All δεν ισχύει αυτό (Τσακανίκας, 2005).

Τα σχήματα στη συνέχεια περιγράφουν τις παραπάνω δύο μεθοδολογίες που αναλύσαμε.



**Σχήμα 2.4:** Γραφική αναπαράσταση της μεθόδου One VS All



**Σχήμα 2.5:** Γραφική αναπαράσταση της μεθόδου One VS One

#### 2.4.4.4 Μελέτες για την αποτελεσματικότητα των SVM

Οι μηχανές υποστήριξης αποφάσεων, έχουν εφαρμοστεί σε πολλά οικονομικά ζητήματα και κυρίως στον τομέα της ταξινόμησης. Σε μία έρευνα των Fan and Palaniswami(2000), όπου εφαρμόστηκαν και άλλα μοντέλα, όπως τα νευρωνικά δίκτυα και η γραμμική διακριτική ανάλυση, οι SVM αποδείχθηκε ότι υπερτερούσαν των υπολοίπων μεθόδων, όσο αφορά την γενική απόδοση. Οι Huang et al.(2004), διεξήγαγε μία μελέτη, σχετικά με την ταξινόμηση ομολόγων με δεδομένα από τις τράπεζες των ΗΠΑ αλλά και της Ταϊβάν. Τα μοντέλα που εφάρμοσαν ήταν τα νευρωνικά δίκτυα με οπισθοδρομική διάδοση σφάλματος (back propagation neural nets), οι μηχανές υποστήριξης αποφάσεων και η λογιστική παλινδρόμηση. Τα αποτελέσματα έδειξαν την υπεροχή των SVM όσο αφορά την ακρίβεια, σε τρεις από τις τέσσερις εφαρμογές. Με μικρή διαφορά ακολουθούσαν τα νευρωνικά δίκτυα ενώ με μεγαλύτερη η λογιστική παλινδρόμηση.

Εκτός όμως από τις εφαρμογές σε χρηματοπιστωτικά προβλήματα ταξινόμησης, τα SVM έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματικά και σε άλλα πεδία όπως σε ταξινομήσεις κειμένου(text categorizers) αλλά και σε προβλήματα ανίχνευσης προσώπου(face detection ). Η Dumais , το 1998, διεξήγαγε μία έρευνα με αντικείμενο την ταξινόμηση κειμένου, με στόχο να συγκρίνει τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, με ένα πλήθος άλλων μοντέλων. Οι αλγόριθμοι που εφαρμόστηκαν ήταν τα δέντρα απόφασης και οι αλγόριθμοι BayesNets, Naïve Bayes και Findisim. Τα SVM, έδωσαν τα καλύτερα ποσοστά ακρίβειας, με 91.3% για τις 10 πιο μεγάλες κατηγορίες και 85.5% για το συνολικό πρόβλημα των 118 κατηγοριών.

Ο Τσακανίκας (2005), ανέπτυξε μία συγκριτική μελέτη των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, με τα νευρωνικά δίκτυα, στην οποία εντόπισε τα σημαντικότερα προβλήματα που αντιμετωπίζουν τα μοντέλα αυτά, όπως η ελλιπής ερμηνεία που παρέχουν και η δυσκολία επιλογής του κατάλληλου αλγορίθμου, στα οποία όμως τα SVM υπερτερούν.



#### 2.4.4.5 Προσθετικές μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης(ASVM)

Παραπάνω αναλύθηκε η μέθοδος των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, τα οποία εκφράζονται τόσο σε γραμμική όσο και σε μη γραμμική μορφή. Τα γραμμικά SVM, εφαρμόζονται εύκολα σε μεγάλο όγκο δεδομένων και επιπλέον γίνονται άμεσα κατανοητά. Από την άλλη μεριά, τα μη γραμμικά SVM μοντέλα, εφαρμόζονται σε περιπτώσεις όπου ο γραμμικός διαχωρισμός των κλάσεων δεν είναι εφικτός. Όμως, τα μοντέλα αυτά, απαιτούν μεγάλο υπολογιστικό φόρτο σε περιπτώσεις μεγάλου όγκου δεδομένων, ενώ επίσης η ικανότητά τους να ερμηνευτούν τους είναι αρκετά περιορισμένη.

Για να αντιμετωπιστούν τα παραπάνω προβλήματα των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, οι Doumpos et al.(2007), κατασκεύασαν ένα νέο μοντέλο, τις προσθετικές μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης(Additive SVM, ASVM), με στόχο να συγκεντρώσουν τα πλεονεκτήματα των γραμμικών και μη γραμμικών SVM μοντέλων, σε ένα. Συγκεκριμένα, το νέο αυτό μοντέλο, διατηρεί την απλότητα και την εύκολη ερμηνεία των γραμμικών SVM μοντέλων, παράλληλα με την μη γραμμική συμπεριφορά των πιο περίπλοκων ταξινομητών. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε πολλές περιπτώσεις, όπου τα συστήματα ταξινόμησης προτύπων πρέπει όχι μόνο να είναι ακριβή αλλά και κατανοητά.

Η μέθοδος των ASVM βασίζεται στο γεγονός ότι κάθε ρεαλιστική συνάρτηση μπορεί να προσεγγιστεί από μία κατά τμήματα γραμμική συνάρτηση με ένα αυθαίρετως μεγάλο αριθμό γραμμικών τμημάτων. Συνεπώς, ένα προσθετικό μοντέλο χτίζεται από τον συνδυασμό κατά τμήματα γραμμικών συναρτήσεων, κάθε μία από τις οποίες αναπτύσσεται από ένα SVM αλγόριθμο που να εκπαιδεύει γραμμικούς ταξινομητές. Εκμεταλλευόμενοι τα πρόσφατα επιτεύγματα στον σχεδιασμό υπολογιστικά επαρκών SVM αλγορίθμων εκπαίδευσης, η παρούσα μέθοδος είναι εφαρμόσιμη ακόμα και σε μεγάλο όγκο δεδομένων. Η προτεινόμενη μέθοδος εφαρμόστηκε και για να δοκιμαστεί η απόδοση της, σε αρκετά σύνολα δεδομένων. τα αποτελέσματα των οποίων έδειξαν ότι τα ASVM μοντέλα, ανταγωνίζονται ικανοποιητικά γραμμικούς και μη γραμμικούς ταξινομητές (Doumpos et al.,2007).

Τα προσθετικά μοντέλα αποτελούν γενικεύσεις γραμμικών μοντέλων και η συνάρτηση που χρησιμοποιούν είναι της μορφής:

$$f(x) = \sum_{j=1}^n f_j(x_j) - \beta$$

όπου  $f_j$  είναι μία ομαλή συνάρτηση του χαρακτηριστικού  $x_j$   
 $\beta$  είναι μια σταθερά

Στόχος της προτεινόμενης από τους Doumpos et al.(2007) μεθόδου, είναι η κωδικοποίηση των δεδομένων έτσι ώστε να γίνει μία κατά τμήματα γραμμική μοντελοποίηση που να οδηγήσει στην τελική συνάρτηση. Αυτό επιτυγχάνεται εφαρμόζοντας την θεωρία που υποστηρίζει ότι κάθε ρεαλιστική συνάρτηση μπορεί να προσεγγιστεί από μία κατά τμήματα γραμμική συνάρτηση με ένα μεγάλο αριθμό γραμμικών τμημάτων.

Σε αυτή την κατά τμήματα γραμμική προσέγγιση, η πολυπλοκότητα της τελικής συνάρτησης, καθορίζεται από ένα σύνολο σημείων(knot). Η προσέγγιση αυτή, με ένα μόνο γραμμικό τμήμα, θα οδηγήσει σε μία γραμμική συνάρτηση ανεξάρτητα από τον αριθμό των επαναλήψεων, δεδομένου ότι ένας μεγάλος αριθμός σημείων αυξάνει την πολυπλοκότητα της τελικής συνάρτησης. Ο αριθμός των επαναλήψεων καθορίζει και το επίπεδο της ομαλότητας. Υποθέτοντας ότι μία κατά τμήματα γραμμική προσέγγιση περιλαμβάνει περισσότερα από ένα γραμμικά τμήματα, ένας μικρός αριθμός επαναλήψεων, θα παρήγαγε μία μη ομαλή κατά τμήματα γραμμική συνάρτηση, ενώ πολλές επαναλήψεις, θα οδηγούσαν σε μία πιο ομαλή συνάρτηση.

Αυτή είναι η βάση για την ανάπτυξη των προσθετικών μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης. Η υλοποίηση της παραπάνω διαδικασίας, απαιτεί την κωδικοποίηση των χαρακτηριστικών, προκειμένου να πραγματοποιηθεί η κατά τμήματα γραμμική προσέγγιση των αντίστοιχων συναρτήσεων  $f_j(x_j)$ . Η κωδικοποίηση των χαρακτηριστικών  $x_j$ , βασίζεται στον καθορισμό των  $k_j$  σημείων  $n_j^1 < n_j^2 < \dots < n_j^{k_j}$ , με  $n_j^1 = \min_i \{x_{ij}\}$  και  $n_j^{k_j} = \max_i \{x_{ij}\}$ . Βασιζόμενοι στα ορισμένα σημεία, τα χαρακτηριστικά  $\bar{x}_j^1, \dots, \bar{x}_j^{k_j}$ , υπολογίζονται από την ακόλουθη σχέση:

$$\bar{x}_{ij}^t = \begin{cases} \frac{x_{ij} - n_j^{t-1}}{n_j^t - n_j^{t-1}}, & n_j^{t-1} \leq x_{ij} \leq n_j^t \\ \frac{n_j^{t+1} - x_{ij}}{n_j^{t+1} - n_j^t}, & n_j^t \leq x_{ij} \leq n_j^{t+1} \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

όπου  $x_{ij}$  δηλώνει την περιγραφή του αντικειμένου  $i$  στο χαρακτηριστικό  $j$ .

Η κωδικοποίηση οδηγεί σε μία κατά τμήματα γραμμική προσέγγιση της συνάρτησης που ακολουθεί:

$$f_j(x_{ij}) = \sum_{t=1}^{k_j} f_j(n_j^t) \bar{x}_{ij}^t = \sum_{t=1}^{k_j} w_j^t \bar{x}_{ij}^t$$

όπου  $w_j^t = f_j(n_j^t)$  είναι άγνωστοι παράμετροι που πρέπει να υπολογιστούν.

Επομένως, δηλώνοντας με  $\bar{x}$  το καινούριο διάνυσμα χαρακτηριστικών, σχεδιασμένο από την παραπάνω διαδικασία κωδικοποίησης, το προσθετικό μοντέλο μπορεί να εκφραστεί σαν γραμμικό μοντέλο ενός διανύσματος με άγνωστες παραμέτρους  $w$  όπως φαίνεται στη συνέχεια:

$$f(x) = \bar{x}w - \gamma$$

Ο υπολογισμός των  $w$  και  $\beta$ , μπορεί να γίνει με έναν κατάλληλο αλγόριθμο εκπαίδευσης γραμμικών SVM. Ο αλγόριθμος αυτός είναι ο PSVM αλγόριθμος(Fung

and Mangasarian, 2001). Το αποτέλεσμα του αλγορίθμου εκπαίδευσης, χρησιμοποιείται για να ορίσει τις συναρτήσεις  $f_j$  που αναφέρονται παραπάνω. Οι συναρτήσεις που θα παραχθούν θα είναι κατά τμήματα γραμμικές, κάθε μία από τις οποίες θα αποτελείται από  $k-1$  γραμμικά τμήματα. Για να είναι ομαλές οι συναρτήσεις θα πρέπει η παραπάνω διαδικασία να υλοποιηθεί  $R$  φορές και το τελικό αποτέλεσμα να είναι ο μέσος όρος. Ο αλγόριθμος αποτελείται από τα εξής βήματα:

1. Για κάθε χαρακτηριστικό,  $x_j$  ορίζονται  $R$  σύνολα από  $k_j$  σημεία  $n_j^1(r) < n_j^2(r) < \dots < n_j^{k_j}(r)$ , με  $n_j^1 = \min_i \{x_{ij}\}$  και  $n_j^{k_j} = \max_i \{x_{ij}\}$ .
2. Για κάθε επανάληψη,  $r = 1, 2, \dots, R$  κάνε:
  - a) Σχεδίασε τον κωδικοποιημένο δεδομένων εκπαίδευσης πίνακα  $\overline{X}_r$  χρησιμοποιώντας τα σημεία  $n_j^1(r), n_j^2(r), \dots, n_j^{k_j}(r)$ ,  $j = 1, \dots, n$ .
  - b) Χρησιμοποίησε τον SVM αλγόριθμο για την ανάπτυξη του γραμμικού μοντέλου  $f(x) = \bar{x}w_r - \beta w_r$  βάσει του πίνακα  $\overline{X}_r$ .
  - c) Χρησιμοποίησε τις κατά τμήματα γραμμικές συναρτήσεις  $f_j^r$  ( $j = 1, \dots, n$ ) που καθορίζονται από το διάνυσμα  $w_r$ , για να εκτιμηθεί η  $f_j^r(x_{ij})$  από την σχέση  $f_j(x_{ij}) = \sum_{t=1}^{k_j} f_j(n_j^t) \bar{x}_{ij}^t = \sum_{t=1}^{k_j} w_j^t \bar{x}_{ij}^t$ .
3. Υπολόγισε τις ομαλές συναρτήσεις  $f_j$  από το μέσο όρο που προκύπτει από τη σχέση

$$f_j(x_{ij}) = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R f_j^r(x_{ij})$$

και τον όρο  $b$ , ως το σημείο που μεγιστοποιεί την απόσταση Kolmogorof - Smirnov απόσταση, ανάμεσα στις βαθμολογίες  $\sum_{j=1}^n f_j(x_j)$  για τα δεδομένα εκπαίδευσης στις δύο κλάσεις.

4. Για κάθε χαρακτηριστικό  $x_j$  σχεδίασε μία τρίτου βαθμού spline που να παρεμβάλλεται στις παρατηρήσεις  $\{x_{ij}, f_j(x_{ij})\}$ .

Ο παραπάνω αλγόριθμος κατασκευάζει πολλαπλές κατά τμήματα γραμμικές συναρτήσεις, κάθε μία από τις οποίες ορίζεται από έναν μικρό αριθμό από σημεία, και στη συνέχεια συναθροίζει αυτές τις συναρτήσεις και βρίσκει το μέσο όρο τους για να ορίσει ομαλές κατά τμήματα γραμμικές χαρακτηριστικές συναρτήσεις  $f_j$  με έναν αυξημένο αριθμό γραμμικών τμημάτων.

#### 2.4.5 Ασαφής λογική (Fuzzy logic)

Η ασαφής λογική αναπτύχθηκε από τον Zadeh (1965) και αφορά την αναπαράσταση ανακριβούς ή αδιευκρίνιστης γνώσης. Συγκεκριμένα, βασίζεται στην θεωρία ότι μία έννοια μπορεί να κατέχει ένα βαθμό αλήθειας κάπου ανάμεσα στο 0 και στο 1. Για την υλοποίηση αυτής της θεωρίας, χρησιμοποιείται ένα σύνολο ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής και ασαφών AN-TOTE κανόνων. Βασικές παράμετροι των συστημάτων αυτών, είναι το ασαφές σύνολο (fuzzy set) το οποίο περιλαμβάνει στοιχεία που το καθένα έχει ένα βαθμό συμμετοχής στο διάστημα  $[0,1]$ , και η συνάρτηση

συμμετοχής (membership function) η οποία υποδεικνύει τον βαθμό κατά τον οποίο ένα στοιχείο ανήκει στο ασαφές σύνολο.

Τα συστήματα που στηρίζονται στην ασαφή λογική, αποτελούν ιδανικό εργαλείο για τη λήψη αποφάσεων, καθώς δίνουν αποτελέσματα που έχουν νόημα για τον άνθρωπο. Σημαντικό πλεονέκτημα των συστημάτων αυτών, είναι ότι μπορούν να κατανοηθούν εύκολα, όπως και ότι είναι ανεκτικά σε ανακριβή γνώση. Τα μειονεκτήματα που παρουσιάζουν αναφέρονται κυρίως στην αποδοτικότητα τους, η οποία είναι μικρότερη από αυτή των αντίστοιχων μοντέλων αλλά και στην δυσκολία ελέγχου της εγκυρότητας τους. Για την αύξηση της αποδοτικότητας των συγκεκριμένων συστημάτων, τα τελευταία χρόνια εξετάζεται η συνεργασία τους με άλλα, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, τα έμπειρα συστήματα και την πολυκριτήρια ανάλυση αποφάσεων.

#### 2.4.6 Πλησιέστερων γειτόνων (nearest neighbor)

Οι αλγόριθμοι πλησιέστερων γειτόνων, διαφέρουν από τους υπόλοιπους γιατί τα ίδια τα δεδομένα σχηματίζουν το μοντέλο. Κεντρική ιδέα της μεθόδου είναι ότι η τιμή της συνάρτησης- στόχου προκύπτει από τις αντίστοιχες τιμές των  $k$  πιο κοντινών του στιγμιότυπων εκπαίδευσης που αποτελούν τους γείτονες του. Για τον πλήρη καθορισμό του αλγορίθμου, πρέπει να οριστούν οι εξής παράμετροι:

1. Ο ορισμός της απόστασης μεταξύ στιγμιότυπων, δηλαδή μίας μετρικής πάνω στο χώρο των στιγμιότυπων που θα εκφράζει την ομοιότητα μεταξύ των στιγμιότυπων
2. Ο τρόπος συνδυασμού των τιμών των  $k$  πλησιέστερων γειτόνων
3. Η τιμή του  $k$

Όσον αφορά τον καθορισμό της μετρικής, συνήθως χρησιμοποιείται η Ευκλείδεια απόσταση, στην περίπτωση όπου τα χαρακτηριστικά είναι αριθμητικά, ενώ όταν είναι συμβολικά, το πιο διαδεδομένο μέτρο είναι το μέτρο επικάλυψης (overlap metric), το οποίο αναφέρεται και ως απόσταση Hamming ή απόσταση Manhattan. Αφού προσδιοριστούν οι  $k$  κοντινότεροι γείτονες, του στόχου που θέλουμε να ταξινομήσουμε, πρέπει να βρεθεί ο τρόπος συνδυασμού τους, που θα δώσει την εκτιμώμενη τιμή. Η διαδικασία αυτή διαφέρει στην περίπτωση των συνεχών τιμών από την αντίστοιχη των διακριτών. Μία προτεινόμενη και βελτιωμένη προσέγγιση, είναι η με βάση την απόσταση (distance- weighted) προσέγγιση όπου πραγματοποιείται αποτίμηση της συνεισφοράς καθενός από τους  $k$  πλησιέστερων γειτόνων με βάση την απόστασή τους από το προς κατάταξη στοιχείο, δίνοντας βάρος στους κοντινότερους γείτονες.

Το μοντέλο των  $k$  πλησιέστερων γειτόνων είναι πολύ αποτελεσματικό τόσο σε αριθμητικά όσο και σε ποιοτικά δεδομένα. Το ισχυρό του σημείο είναι ότι είναι ανθεκτικός σε «θορυβώδη» στιγμιότυπα εκπαίδευσης, δεδομένου ότι τα μεμονωμένα λανθασμένα δεδομένα, ουσιαστικά εξαλείφονται κατά τον υπολογισμό του μέσου όρου.

## 2.5 Πολυκριτήρια ανάλυση

Η πολυκριτήρια ανάλυση στηρίζεται στην διαπίστωση, ότι πολύπλοκα προβλήματα λήψης αποφάσεων, δεν μπορούν να λυθούν μέσω μονοδιάστατης ανάλυσης. Αντικείμενο της είναι η εξέταση και σύνθεση όλων των παραγόντων προκειμένου να οδηγήσει σε ορθή λήψη αποφάσεων, και ιδιαίτερα η πραγματοποίηση της αναγκαίας σύνθεσης υπό το πρίσμα της πολιτικής λήψης των αποφάσεων και του συστήματος προτιμήσεων και αξιών, το οποίο χρησιμοποιεί ο αποφασίζων.

Ο Roy(1985), ο οποίος είναι ένας από τους θεμελιωτές της θεωρίας της πολυκριτήριας ανάλυσης, πρότεινε μία μεθοδολογία για την αντιμετώπιση πολυδιάστατων προβλημάτων λήψης αποφάσεων. Το πλαίσιο αυτό, αποτελείται από τέσσερα στάδια:

1. Τον καθορισμό του αντικειμένου της απόφασης
2. Τον καθορισμό μίας συνεπούς οικογένειας κριτηρίων
3. Την ανάπτυξη του υποδείγματος σύνθεσης των κριτηρίων
4. Την υποστήριξη της απόφασης

Η επίδραση της τεχνολογίας τα τελευταία χρόνια, στην πολυκριτήρια ανάλυση, ήταν καθοριστική καθώς την εξέλιξε σε ολοκληρωμένα πληροφοριακά συστήματα, τα πολυκριτήρια συστήματα υποστήριξης αποφάσεων. Τα συστήματα αυτά έχουν πλέον εδραιωθεί παγκοσμίως ως ένα αξιόπιστο και ισχυρό εργαλείο για την αντιμετώπιση προβλημάτων λήψης αποφάσεων αλλά και χρηματοοικονομικών προβλημάτων ταξινόμησης. Πολυκριτήρια συστήματα υποστήριξης αποφάσεων, αποτελούν τα συστήματα FINEVA και FINCLAS, που παρουσιάζονται στην συνέχεια.

### 2.5.1 Τα συστήματα FINCLAS και FIVENA

Τα σύστημα FINCLAS και FIVENA έχουν αναπτυχθεί από το Εργαστήριο Συστημάτων Χρηματοοικονομικής Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης και αποτελούν δύο πολυκριτήρια Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (ΣΥΑ), που βασίζονται στην ενσωμάτωση πολυκριτήριων μεθοδολογιών και τεχνικών στη διαδικασία λήψης χρηματοοικονομικών αποφάσεων.

Το πρώτο σύστημα ένα πολυκριτήριο ευφύες ΣΥΑ που επικεντρώνεται στην αξιολόγηση των επιδόσεων και της βιωσιμότητας των επιχειρήσεων, κατατάσσοντας τις από τις καλύτερες προς τις χειρότερες, χρησιμοποιώντας ένα έμπειρο σύστημα. Συγκεκριμένα αποτελείται από μια πολυμεταβλητή στατιστική μέθοδο, ένα έμπειρο σύστημα και μία πολυκριτήρια μέθοδο, την UTASTAR. Η μέθοδος αυτή μπορεί να υπολογίσει την ολική χρησιμότητα των επιχειρήσεων, να τις κατατάξει σύμφωνα με αυτό το σκορ από τις πιο δυναμικές στις ως τις πιο αναξιόπιστες, αλλά και να τις διαχωρίσει ανάμεσα σε αυτές που είναι δυναμικές, αυτές που είναι χρεωκοπημένες και σε εκείνες που επιβάλλεται μια εκτενέστερη μελέτη προκειμένου να εκτιμηθούν οι επιδόσεις και η βιωσιμότητά τους.

Το δεύτερο σύστημα, είναι ένα πολυκριτήριο ΣΥΑ και έχει ως αντικείμενο την αντιμετώπιση προβλημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Αποτελείται από επιμέρους τμήματα, τον χρήστη, ένα υποσύστημα επικοινωνίας, μια βάση δεδομένων

και μία βάση μοντέλων, τα οποία συνδέονται μεταξύ τους και αλληλεπιδρούν. Για την ταξινόμηση των εναλλακτικών, το συγκεκριμένο σύστημα χρησιμοποιεί την μέθοδο UTADIS, μια μέθοδος μονότονης παλινδρόμησης αλλά και δύο παραλλαγές της. Με δεδομένη μία προκαθορισμένη ταξινόμηση των επιχειρήσεων, η μέθοδος UTADIS, αναπτύσσει ένα μοντέλο προσθετικής χρησιμότητας και υπολογίζει τα κατάλληλα όρια χρησιμότητας με στόχο να πετύχει την ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις ομάδες που ανήκουν, με ελάχιστο σφάλμα λάθος ταξινόμησης. Βασικό πλεονέκτημα του συστήματος FINCLAS είναι η ευελιξία που παρουσιάζει, η οποία επιτρέπει την εύκολη προσαρμογή και επέκταση του συστήματος στην αντιμετώπιση και άλλων χρηματοοικονομικών προβλημάτων ταξινόμησης, όπως την επιλογή επενδυτικών έργων και την επιλογή και διαχείριση χαρτοφυλακίων Ζοπουνίδης και Λεμονάκης (2009).

## **2.6 Μοντέρνα συστήματα**

### **2.6.1 Το υπόδειγμα του Merton και τα δομικά μοντέλα**

Η προσέγγιση αυτή κάνει μία σειρά από υποθέσεις σχετικά με την κεφαλαιακή δομή της επιχείρησης και το ίδιο το γεγονός της αθέτησης. Συγκεκριμένα, ο Merton (1974), εισάγει για πρώτη φορά την ερμηνεία της μετοχής(Equity Stock) μιας επιχείρησης ως ένα απλό δικαίωμα προαίρεσης(European call option) των μετόχων πάνω στα περιουσιακά στοιχεία της επιχείρησης(Assets), με τιμή εξάσκησης και χρόνο λήξης (maturity date) ίσα με την ονομαστική αξία(Dept face value) και τον χρόνο ωρίμανσης των υποχρεώσεων της αντίστοιχα. Οι πιστωτές της εταιρίας απολαμβάνουν προτεραιότητα στην περιουσία της σε σχέση με τους μετόχους. Κατά συνέπεια, όταν η αξία της εταιρίας υπερβαίνει την αξία του χρέους κατά τον χρόνο ωρίμανσης, οι μέτοχοι μπορούν να εξασκήσουν το δικαίωμα προαίρεσης και να ικανοποιήσουν τις απαιτήσεις των πιστωτών και η διαφορά αντανakλά την αξία των μετοχών. Στην περίπτωση που η αξία της εταιρίας υπολείπεται του χρέους, οι μέτοχοι δεν θα ασκήσουν το δικαίωμα προαίρεσης, οπότε η επιχείρηση ουσιαστικά περνάει στους πιστωτές ενώ οι μετοχές έχουν μηδαμινή ή μηδενική αξία και θα υπάρξει αθέτηση.

Το υπόδειγμα του Merton παρουσιάζει αρκετές ατέλειες και για αυτό συγκεντρώνει έντονες κριτικές. Υποθέτει μία κεφαλαιακή δομή που συχνά δεν ανταποκρίνεται στην πραγματικότητα. Επίσης, το υπόδειγμα επιτρέπει την ύπαρξη χρεωκοπίας μόνο κατά την ωρίμανση και για το ποσό του χρέους, ενώ η εμπειρία διδάσκει ότι μπορεί να προκύψει πριν, κατά ή μετά την ωρίμανση του χρέους. Για το λόγο αυτό δημιουργήθηκε η ανάγκη περαιτέρω εξέλιξης του υποδείγματος του Merton, και ανάπτυξης δομικών μοντέλων(structural models), στα οποία η διαδικασία της αθέτησης θεωρείται ενδογενής και γι' αυτό τα μοντέλα αυτά χρησιμοποιούν ένα ενδογενώς προσδιοριζόμενο όριο αθέτησης. Τυπικό δείγμα ενός δομικού μοντέλου αποτελεί το Moody's KMV, το οποίο αναπτύχθηκε από τις εταιρίες Moody's και KMV (Μαλανδράκης,2006)

### 2.6.2. Υβριδικά μοντέλα

Τα υβριδικά μοντέλα βελτιώνουν ακόμα περισσότερο την ικανότητα πρόβλεψης γεγονότων αθέτησης, αλλά και υποβάθμισης της πιστοληπτικής ικανότητας μιας επιχείρησης, συνδυάζοντας τα κλασσικά μοντέλα εκτίμησης που βασίζονται στη στατιστική ανάλυση χρηματοοικονομικών δεικτών των επιχειρήσεων, με τα υποδείγματα τύπου Merton.

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα υβριδικών υποδειγμάτων, είναι το RiskCalc, που αναπτύχθηκε από την εταιρία Moody's. Το μοντέλο αυτό αναπτύσσεται σε τρία στάδια, τον μετασχηματισμό, την μοντελοποίηση και την αντιστοίχιση και βασίζεται σε οκτώ χρηματοοικονομικούς δείκτες. Ερμηνεύει ποιοι δείκτες είναι σημαντικότεροι για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης και στη συνέχεια τους πολλαπλασιάζει με τους κατάλληλους συντελεστές στάθμισης για να εκτιμήσει την πιθανότητα αθέτησης PD και να προχωρήσει στην αντιστοίχιση της πιθανότητας αυτής με τις κατηγορίες κατάταξης της Moody's εταιρίας.

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

## ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΟΥ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ

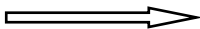
### 3.1 Περιγραφή μελέτης

Στόχος της παρούσας εργασίας, είναι η σύγκριση της αποτελεσματικότητας μιας νέας μεθόδου, των προσθετικών μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (ASVM), με άλλα, ευρέως διαδεδομένα και αξιόπιστα μοντέλα ταξινόμησης, τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, τα νευρωνικά δίκτυα, τα δέντρα αποφάσεων και την διακριτική ανάλυση. Τα μοντέλα αυτά, εφαρμόστηκαν σε επιχειρήσεις, μελετώντας κάποια χρηματοοικονομικά τους χαρακτηριστικά, με απώτερο σκοπό την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου που ενέχουν οι επιχειρήσεις αυτές, και στη συνέχεια, την ταξινόμηση τους, σε τέσσερις ομάδες κατάταξης, σύμφωνα με την πιστοληπτική τους ικανότητα.

### 3.2 Δεδομένα

Για την διεξαγωγή της συγκεκριμένης μελέτης, χρησιμοποιήθηκαν χρηματοοικονομικά δεδομένα και χαρακτηριστικά από 6121 επιχειρήσεις του κατασκευαστικού κλάδου. Τα χρηματοοικονομικά δεδομένα, αποτελούν 14 δείκτες που περιγράφουν την χρηματοοικονομική κατάσταση κάθε επιχείρησης, ενώ με τον όρο χαρακτηριστικά αναφέρεται η ηλικία κάθε επιχείρησης και το μέγεθος του προσωπικού που χρησιμοποιεί. Το σύνολο των παραπάνω δεδομένων, αποτελούν τις ανεξάρτητες μεταβλητές του προβλήματος, δηλαδή τα κριτήρια αξιολόγησης των επιχειρήσεων. Ως εξαρτημένη μεταβλητή, θεωρείται η κατάταξη κάθε επιχείρησης σε μία κατηγορία διαβάθμισης του πιστωτικού κινδύνου. Η ταξινόμηση αυτή, προέρχεται από κάποιον αναγνωρισμένο εξωτερικό οργανισμό πιστοληπτικής αξιολόγησης. Το δείγμα εκπαίδευσης αποτελείται από 4059 επιχειρήσεις, για την περίοδο 1998-2001, ενώ το δείγμα ελέγχου από 2062, για την περίοδο 2002-2003.

Οι κατηγορίες διαβάθμισης που ορίστηκαν είναι τέσσερις, όπου στην πρώτη αντιστοιχούν οι πολύ καλοί πελάτες, δηλαδή αυτοί που αξιολογήθηκαν ως πολύ συνεπείς, με πολύ μικρή ή μηδαμινή πιθανότητα ασυνέπειας, ενώ στην τέταρτη, κατατάσσονται οι «κακοί» πελάτες, όσοι δηλαδή εμφάνισαν πολύ μεγάλη πιθανότητα ασυνέπειας. Συγκεκριμένα, και για τις τέσσερις κατηγορίες ισχύει:

|                                   |                                                                                      |                        |
|-----------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|------------------------|
| Πολύ χαμηλή πιθανότητα ασυνέπειας |  | 1 <sup>η</sup> βαθμίδα |
| Χαμηλή πιθανότητα ασυνέπειας      |  | 2 <sup>η</sup> βαθμίδα |
| Μέτρια πιθανότητα ασυνέπειας      |  | 3 <sup>η</sup> βαθμίδα |



Πολύ υψηλή πιθανότητα ασυνέπειας  $\Longrightarrow$  4<sup>η</sup> βαθμίδα

Η κατάταξη των επιχειρήσεων σύμφωνα με την υπάρχουσα ταξινόμηση, τόσο για το δείγμα εκπαίδευσης, όσο και για το δείγμα ελέγχου, έχει ως εξής:

**Πίνακας 3.1:** Ταξινόμηση επιχειρήσεων

|                    | 1 <sup>η</sup> κατηγορία | 2 <sup>η</sup> κατηγορία | 3 <sup>η</sup> κατηγορία | 4 <sup>η</sup> κατηγορία |
|--------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| Δείγμα εκπαίδευσης | 12,88%                   | 30%                      | 38,28%                   | 18,14%                   |
| Δείγμα ελέγχου     | 9,75%                    | 28%                      | 41,12%                   | 21,13%                   |

Παρατηρούμε, ότι οι περισσότερες επιχειρήσεις, συνολικά, ανήκουν στις δύο μεσαίες κατηγορίες, ενώ λίγες είναι αυτές που παρουσιάζονται να έχουν πολύ χαμηλή πιθανότητα ασυνέπειας.

Στον παρακάτω πίνακα, παρουσιάζονται οι χρηματοοικονομικοί δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν, η κατηγορία που ανήκουν αλλά και η κωδικοποίησή τους.

**Πίνακας 3.2:** Παρουσίαση χρηματοοικονομικών δεικτών

| κωδικοποίηση | όνομα δείκτη                                            | κατηγορία      |
|--------------|---------------------------------------------------------|----------------|
| v1           | Αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων                           | Αποδοτικότητα  |
| v2           | Αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων (προ φόρων)           | Αποδοτικότητα  |
| v3           | Αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων (προ τόκων και φόρων) | Αποδοτικότητα  |
| v4           | Μικτό περιθώριο κέρδους                                 | Αποδοτικότητα  |
| v5           | Λειτουργικό περιθώριο κέρδους                           | Αποδοτικότητα  |
| v6           | Καθαρό περιθώριο κέρδους (προ φόρων)                    | Αποδοτικότητα  |
| v7           | Καθαρό περιθώριο κέρδους (προ τόκων και φόρων)          | Αποδοτικότητα  |
| v8           | Δείκτης αποσβέσεων παγίων                               | Αποδοτικότητα  |
| v9           | Χρηματοοικονομικά έξοδα/Πωλήσεις                        | Κεφ. διάρθρωση |
| v10          | Κάλυψη χρηματοοικονομικών εξόδων                        | Κεφ. διάρθρωση |
| v11          | Κυκλοφοριακή ταχύτητα αποθεμάτων                        | Δραστηριότητα  |
| v12          | Πωλήσεις/Ενεργητικό                                     | Δραστηριότητα  |
| v13          | Πωλήσεις/Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις                     | Δραστηριότητα  |
| v14          | Ειδική ρευστότητα                                       | Ρευστότητα     |

Στη συνέχεια, αναλύεται ο τρόπος υπολογισμού των παραπάνω δεικτών αλλά και η ερμηνεία τους.

- $\text{Αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων} = \frac{\text{Κέρδη φόρων}}{\text{Ίδια κεφάλαια}}$

Ο δείκτης αυτός εκφράζει την κερδοφόρα δυναμικότητα μιας επιχείρησης και μας πληροφορεί για το αν επιτεύχθηκε ο στόχος ενός ικανοποιητικού αποτελέσματος. Μία υψηλή τιμή του συγκεκριμένου δείκτη δηλώνει ότι η επιχείρηση πηγαίνει καλά. Στην περίπτωση όπου  $\text{Ίδια κεφάλαια} \leq 0$ , τότε η αποδοτικότητα των ιδίων κεφαλαίων τίθεται ίση με τα κέρδη προ φόρων.

- $\text{Αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων(προ φόρων)}$

$$\frac{\text{Κέρδη προ φόρων}}{\text{Σύνολο ενεργητικού}}$$

- $\text{Αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων (προ φόρων & τόκων)}$

$$\frac{\text{Κέρδη προ φόρων} + \text{χρηματοοικονομικά έξοδα}}{\text{σύνολο ενεργητικού}}$$

Οι δύο παραπάνω δείκτες, μετρούν τα κέρδη μια επιχείρησης σε σχέση με την περιουσία της προ φόρων (και τόκων για τον δεύτερο δείκτη) και πριν την ικανοποίηση αυτών που συνεισφέρουν στην περιουσία αυτή (πιστωτές και μέτοχοι).

- $\text{Μικτό περιθώριο κέρδους} = \frac{\text{Μικτά κέρδη}}{\text{Πωλήσεις}}$

Ο δείκτης αυτός απεικονίζει το ποσοστιαίο μέγεθος του μικτού κέρδους επί των συνολικών πωλήσεων. Όσο μεγαλύτερο είναι το μικτό κέρδος και κατά συνέπεια και ο δείκτης μικτού περιθωρίου, τόσο πιο εύκολα καλύπτονται τα λειτουργικά και άλλα έξοδα.

- $\text{Λειτουργικό περιθώριο κέρδους}$

$$\frac{\text{Λειτουργικά κέρδη}}{\text{Πωλήσεις} + \text{Προμήθειες} \& \text{λοιπά λειτουργικά έξοδα}}$$

Το μέγεθος αυτό, εκφράζει το πραγματικό ποσοστό καθαρού κέρδους με το οποίο λειτουργεί η επιχείρηση.

- *Καθαρό περιθώριο κέρδους (προ φόρων)*

$$\frac{\text{Κέρδη προ φόρων}}{\text{Πωλήσεις+Προμήθειες \& λοιπά λειτουργικά έξοδα}}$$

- *Καθαρό περιθώριο κέρδους (προ τόκων και φόρων)*

$$\frac{\text{Κέρδη προ φόρων+χρηματοοικονομικά έξοδα}}{\text{Πωλήσεις+Προμήθειες \& λοιπά λειτουργικά έξοδα}}$$

Οι δύο παραπάνω δείκτες, φανερώνουν το καθαρό κέρδος που απορρέει στην επιχείρηση για κάθε ένα ευρώ πωλήσεων που πραγματοποιεί. Είναι δηλαδή το πραγματικό ποσοστό καθαρού κέρδους με το οποίο λειτουργεί η επιχείρηση.

- *Δείκτης αποσβέσεων παγίων*

$$\frac{\text{Συνολικές αποσβέσεις}}{\text{Κτήρια+μηχανικός εξοπλισμός+Λοιπες ενώματες ακινητοποιήσεις}}$$

Ο δείκτης αυτός δείχνει την σχέση μεταξύ των αποσβέσεων και της μείωσης της αξίας του πάγιου εξοπλισμού. Αν ο δείκτης είναι μεγάλος, σημαίνει ότι τα πάγια έχουν ακόμα αξία.

- $\text{Χρηματοοικονομικά έξοδα/Πωλήσεις} = \frac{\text{Έξοδα τόκων}}{\text{Πωλήσεις}}$

Το μέγεθος αυτό δείχνει το ποσοστό των πωλήσεων που αναλώθηκε για χρηματοοικονομικά έξοδα. Όσο μεγαλύτερη η τιμή του δείκτη τόσο μεγαλύτερο το ποσοστό των πωλήσεων που αναλώνεται στα χρηματοοικονομικά έξοδα και τόσο μικρότερα θα είναι τα κέρδη.

- *Κάλυψη χρηματοοικονομικών εξόδων*

$$\frac{\text{Κέρδη προ φόρων+χρηματοοικονομικά έξοδα}}{\text{Χρηματοοικονομικά έξοδα}}$$

Ο δείκτης αυτός υποδεικνύει, τον βαθμό με τον οποίο τα κέρδη προ φόρων και τόκων επαρκούν για την κάλυψη χρηματοοικονομικών εξόδων.

- $\text{Κυκλοφοριακή ταχύτητα αποθεμάτων} = \frac{\text{Κόστος πωληθέντων}}{\text{Μέσο απόθεμα}}$

Ο συγκεκριμένος δείκτης, καταγράφει τον ρυθμό ανανέωσης των αποθεμάτων, δηλαδή πόσες φορές αγοράστηκαν νέα αποθέματα τα οποία στην συνέχεια μεταποιήθηκαν, έγιναν προϊόντα και πουλήθηκαν.

- $$\text{Πωλήσεις/Ενεργητικό} = \frac{\text{Πωλήσεις}}{\text{Σύνολο Ενεργητικού}}$$

Ο δείκτης αυτός ή αλλιώς ο δείκτης κυκλοφορίας ενεργητικού, εκτιμά την εντατικότητα με την οποία χρησιμοποιεί η επιχείρηση τα απασχολούμενα κεφάλαιά της, για να πετύχει τους στόχους πωλήσεών της.

- $$\frac{\text{Πωλήσεις}}{\text{Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις}} = \frac{\text{Πωλήσεις}}{\text{Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις}}$$

Ο δείκτης αυτός συσχετίζει τις πωλήσεις με τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις, προσδιορίζοντας το βαθμό χρησιμοποίησής τους κατά την παραγωγική διαδικασία. Όσο μικρότερη είναι η τιμή του συγκεκριμένου δείκτη, τόσο περισσότερο η παραγωγική διαδικασία της εταιρίας στηρίζεται σε βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις.

- $$\text{Ειδική ρευστότητα} = \frac{(\text{Κυκλοφορούν Ενεργητικό} - \text{Απόθεμα}) \text{Μ.Ο}}{\text{Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις Μ.Ο}}$$

Ο δείκτης αυτός δείχνει την δυνατότητα της επιχείρησης να εξυπηρετήσει τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της, ρευστοποιώντας τα αμέσως ρευστοποιήσιμα στοιχεία. Τιμή του δείκτη  $> 1$  κρίνεται ικανοποιητική.

Μελετώντας τους παραπάνω δείκτες αλλά και την ηλικία και τον αριθμό του προσωπικού, βγήκαν κάποια συμπεράσματα, αρκετά ενδιαφέρον τα αλλά και εντυπωσιακά για τις επιχειρήσεις που θα συμπεριληφθούν στην παρούσα έρευνα. Συγκεκριμένα, οι επιχειρήσεις αυτές είναι μέχρι 90 χρόνων, αλλά το μεγαλύτερο ποσοστό, δηλαδή το 66%, είναι μέχρι 10 χρόνων. Το μέγεθος τους ποικίλει, όμως αναφερόμαστε σε γενικά μεγάλες επιχειρήσεις, που απασχολούν μέχρι και 2302 άτομα και παρουσιάζουν ενεργητικό  $\geq 10000$  Ευρώ.

Όσον αφορά του χρηματοοικονομικούς δείκτες, παρατηρήθηκε ότι ο δείκτης αποδοτικότητας των ιδίων κεφαλαίων, ένα πολύ σημαντικό μέγεθος για κάθε επιχείρηση καθώς μετρά την αποτελεσματικότητα με την οποία τα κεφάλαια των φορέων της απασχολούνται σε αυτήν, δείχνει ότι το 85,4% του συνόλου των επιχειρήσεων είναι κερδοφόρες (δείκτης αποδοτικότητας  $> 0$ ). Ένας επίσης εξίσου σημαντικός δείκτης, είναι η ειδική ρευστότητα. Αυτό που διαπιστώθηκε από τα στοιχεία είναι ότι 20% των επιχειρήσεων, δυσκολεύονται ή ακόμα χειρότερα, αδυνατούν να ανταπεξέλθουν στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις τους αν ρευστοποιήσουν τα άμεσα ρευστοποιήσιμα

στοιχεία τους. Ο δείκτης μικτού περιθωρίου κέρδους, υποδηλώνει την ευχέρεια με την οποία καλύπτονται τα λειτουργικά και όχι μόνο, έξοδα μιας επιχείρησης. Ο μέσος όρος όμως όλων των παρατηρήσεων, είναι 24%, που σημαίνει ότι καταφέρνουν να καλύπτουν τα έξοδά τους οι εξεταζόμενες επιχειρήσεις.

Ο δείκτης *Πωλήσεις/ Ενεργητικό*, δηλαδή το κυκλοφορούν ενεργητικό, σύμφωνα με την διεθνή νόρμα, θα πρέπει να έχει τιμή πάνω από τη μονάδα, ώστε η επιχείρηση να δημιουργεί έσοδα σε σχέση με τα απασχολούμενα κεφάλαια. Από το δείγμα όμως που χρησιμοποιήθηκε, μόνο το 42% πετυχαίνει αυτό το στόχο. Αυτό δηλώνει ότι οι επιχειρήσεις αυτές χρησιμοποιούν μη αποδοτικά τα απασχολούμενα κεφάλαιά τους.

### 3.3 Αποτελέσματα

Όπως αναφέρθηκε και στην προηγούμενη παράγραφο, στόχος της παρούσας εργασίας είναι η μελέτη της συμπεριφοράς και αποδοτικότητας ενός νέου μοντέλου ταξινόμησης, των προσθετικών μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων και η σύγκρισή του με άλλα καθιερωμένο και αποδεδειγμένα αποδοτικά μοντέλα. Γι' αυτό το λόγο, αρχικά θα γίνει μία περιγραφή της διαδικασίας εφαρμογής του συγκεκριμένου μοντέλου, αλλά και μία ανάλυση και ερμηνεία των αποτελεσμάτων του. Στη συνέχεια θα παρουσιαστεί η εφαρμογή των άλλων μοντέλων αλλά και η σύγκριση των αποτελεσμάτων τους με αυτά των προσθετικών μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης. Τα αποτελέσματα αυτά, αλλά και οποιοδήποτε άλλο στοιχείο που θα παρουσιαστεί στην συνέχεια, αφορούν το δείγμα ελέγχου.

#### 3.3.1 Προσθετικές μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων

Για την εφαρμογή των ASVM, χρησιμοποιήθηκε το περιβάλλον της Matlab, όπου «έτρεξε» η συνάρτηση της εν λόγω μεθόδου, η οποία δέχεται ως ορίσματα συγκεκριμένες παραμέτρους και δίνει σαν αποτέλεσμα, τρεις πίνακες. Οι τιμές όλων των παραμέτρων ορίστηκαν ύστερα από δοκιμές ώστε να επιτευχθούν καλά αποτελέσματα.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν για την One VS One μέθοδο ταξινόμησης, όπου δηλαδή κάθε κλάση συγκρινόταν με κάθε μία ξεχωριστά από τις υπόλοιπες, για να γίνει η ταξινόμηση κάθε επιχείρησης, έδειξαν ότι η μέγιστη ακρίβεια είναι **90%**, ποσοστό πολύ υψηλό.

Στη συνέχεια πραγματοποιείται ανάλυση της εν λόγω βέλτιστης απόδοσης. Ο παρακάτω πίνακας αναφέρει αναλυτικά τα αποτελέσματα του μοντέλου των προσθετικών μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, σχετικά με την ακρίβεια που πέτυχε, για κάθε μία κλάση ξεχωριστά, για το δείγμα ελέγχου.

Αποτελέσματα της μεθόδου One VS One, για τα ASVM

| Κλάσεις | 1            | 2            | 3            | 4            |
|---------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 1       | <b>0,960</b> | 0,040        | 0,000        | 0,000        |
| 2       | 0,071        | <b>0,844</b> | 0,085        | 0,000        |
| 3       | 0,000        | 0,114        | <b>0,816</b> | 0,039        |
| 4       | 0,000        | 0,000        | 0,018        | <b>0,981</b> |

Ο πίνακας αυτός, στη διαγώνιό του, περιέχει το ποσοστό των επιχειρήσεων του δείγματος ελέγχου, που ταξινομήθηκαν στην σωστή κλάση, σύμφωνα πάντα με την δεδομένη ταξινόμηση που έχει προκύψει από αναγνωρισμένο εξωτερικό οργανισμό πιστοληπτικής αξιολόγησης. Όπως μπορούμε εύκολα να διακρίνουμε, η ακρίβεια του μοντέλου είναι εντυπωσιακή, ιδιαίτερα στις περιπτώσεις ταξινόμησης στην 1 και 4 κλάση. Επίσης, παρατηρούμε, ότι οι λάθος κατατάξεις των επιχειρήσεων, περιορίζονται σε μία ή το πολύ δύο κατηγορίες. Αυτό σημαίνει, ότι ο διαχωρισμός των κλάσεων ήταν σαφής.

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται ένας πίνακας, που περιέχει την βαρύτητα των κριτηρίων, για κάθε δυαδικό διαχωρισμό μεταξύ των κλάσεων, σύμφωνα με την μέθοδο One VS One.

**Πίνακας 3.4:** Παρουσίαση βαρύτητας κάθε κριτηρίου, για την μέθοδο One VS One

|                  | 1 vs 2 | 1 vs 3 | 1 vs 4 | 2 vs 3 | 2 vs 4 | 3 vs 4 |
|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| <b>Ηλικία</b>    | 0,029  | 0,017  | 0,02   | 0,004  | 0,008  | 0,020  |
| <b>Προσωπικό</b> | 0,017  | 0,014  | 0,049  | 0,007  | 0,037  | 0,018  |
| <b>v1</b>        | 0,026  | 0,052  | 0,023  | 0,023  | 0,031  | 0,019  |
| <b>v2</b>        | 0,155  | 0,173  | 0,140  | 0,156  | 0,137  | 0,102  |
| <b>v3</b>        | 0,136  | 0,089  | 0,118  | 0,127  | 0,095  | 0,104  |
| <b>v4</b>        | 0,011  | 0,009  | 0,006  | 0,0135 | 0,013  | 0,005  |
| <b>v5</b>        | 0,01   | 0,017  | 0,016  | 0,021  | 0,015  | 0,010  |
| <b>v6</b>        | 0,184  | 0,156  | 0,134  | 0,148  | 0,165  | 0,168  |
| <b>v7</b>        | 0,168  | 0,081  | 0,082  | 0,071  | 0,054  | 0,016  |
| <b>v8</b>        | 0,037  | 0,0245 | 0,005  | 0,034  | 0,026  | 0,013  |
| <b>v9</b>        | 0,054  | 0,088  | 0,066  | 0,119  | 0,093  | 0,130  |
| <b>v10</b>       | 0,014  | 0,046  | 0,080  | 0,033  | 0,042  | 0,023  |
| <b>v11</b>       | 0,006  | 0,012  | 0,006  | 0,008  | 0,009  | 0,007  |
| <b>v12</b>       | 0,029  | 0,013  | 0,048  | 0,024  | 0,023  | 0,057  |
| <b>v13</b>       | 0,066  | 0,109  | 0,140  | 0,102  | 0,148  | 0,177  |
| <b>v14</b>       | 0,058  | 0,098  | 0,067  | 0,108  | 0,102  | 0,130  |

Ο παραπάνω πίνακας περιέχει ενδιαφέρον στοιχεία, σχετικά με την βαρύτητα των κριτηρίων που χρησιμοποιήθηκαν. Από μία πρώτη ματιά, εύκολα διακρίνεται ότι το

κριτήριο v6, δηλαδή το καθαρό περιθώριο κέρδους, έχει σημαντική επίδραση σε όλες τις περιπτώσεις ανάπτυξης δυαδικών μοντέλων, με μέσο όρο βαρύτητας για το σύνολο των μοντέλων αυτών το 0,159. Το ίδιο ισχύει και για τον δείκτη v2, αλλά και v3, που ερμηνεύονται ως αποδοτικότητα των ιδίων κεφαλαίων και αποδοτικότητα των συνολικών κεφαλαίων και πετυχαίνουν ακρίβεια ίση με 0,145 και 0,111 αντίστοιχα. Ακόμα και μία μικρή αλλαγή στις τιμές των παραπάνω δεικτών, θα επέφερε μεγάλη αλλαγή στην ταξινόμηση.

Το αντίθετο συμβαίνει με τους δείκτες v5 και v11 οι οποίοι αντιστοιχούν στους δείκτες λειτουργικού περιθωρίου κέρδους και κυκλοφοριακής ταχύτητας των αποθεμάτων αντίστοιχα. Η επιρροή των δεικτών αυτών είναι μηδαμινή για σχεδόν όλες τις παραπάνω ταξινομήσεις, καθώς ο μέσος όρος της βαρύτητας που εμφανίζουν είναι της τάξης του 0,0095 για τον v5 και 0,008 για τον v11. Για να γίνει πιο σαφής η αδιάφορη παρουσία των εν λόγω κριτηρίων, αναφέρεται ότι η μέση βαρύτητα του σημαντικότερου κριτηρίου, του v6, είναι 0,159.

Σχετικά με τα δύο χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων που δεν αποτελούν χρηματοοικονομικά στοιχεία, την ηλικία και το προσωπικό, διαπιστώνεται ότι η επιρροή τους συνολικά σε αυτή την βέλτιστη ταξινόμηση, είναι σχετικά μικρή, ιδιαίτερα για το κριτήριο της ηλικίας, αφού υπολογίζονται 0,016 και 0,024 αντίστοιχα.

Μέχρι τώρα αναλύθηκαν τα αποτελέσματα της One VS One μεθόδου, τα οποία ήταν εξαιρετικά, με το ποσοστό ακρίβειας να φτάνει το 90%, αποδεικνύοντας ότι το μοντέλο των προσθετικών μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική. Στη συνέχεια θα αναλυθούν τα αποτελέσματα της One VS All μεθόδου, τα οποία όμως δεν είναι πολύ ικανοποιητικά.

Η μέγιστη ακρίβεια της μεθόδου One VS All κατά την οποία πραγματοποιείται διαχωρισμός κάθε κλάσης με το σύνολο των υπολοίπων κλάσεων, παρατηρήθηκε ίση με **71,6%**.

Στον πίνακα 3.4, αναφέρεται η ακρίβεια που σημειώθηκε κατά την ταξινόμηση των επιχειρήσεων, σε κάθε κλάση ξεχωριστά.

**Πίνακας 3.5:** Αποτελέσματα της μεθόδου One VS All, για τα ASVM

| <b>Κλάσεις</b> | <b>1</b>     | <b>2</b>     | <b>3</b>     | <b>4</b>     |
|----------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| <b>1</b>       | <b>0,597</b> | 0,403        | 0            | 0            |
| <b>2</b>       | 0,066        | <b>0,808</b> | 0,126        | 0            |
| <b>3</b>       | 0,004        | 0,164        | <b>0,758</b> | 0,074        |
| <b>4</b>       | 0            | 0            | 0,299        | <b>0,701</b> |

Οι τιμές της διαγωνίου, δείχνουν την ακρίβεια της ταξινόμησης για κάθε κλάση. Μεγαλύτερο πρόβλημα φαίνεται να υπάρχει στην κατάταξη των επιχειρήσεων στην 1<sup>η</sup> κατηγορία, όπου το ποσοστό ακρίβειας, είναι ιδιαίτερα χαμηλό, ενώ υψηλό είναι το ποσοστό των επιχειρήσεων που ταξινομήθηκαν λάθος στην 2<sup>η</sup> κλάση. Συγκεκριμένα, οι

επιχειρήσεις χωρίστηκαν μεταξύ των κλάσεων αυτών. Προφανώς, θα ήταν πολύ δύσκολη η δημιουργία βέλτιστης υπερεπιφάνειας με μεγάλο περιθώριο εξαιτίας της δυσκολίας διαχωρισμού των επιχειρήσεων που αντιστοιχούν στις δύο αυτές ομάδες. Τα αποτελέσματα στις κλάσεις 2 και 3 είναι ικανοποιητικά, ενώ λιγότερο ικανοποιητικά είναι αυτά της 4<sup>η</sup> κλάσης, όπου και εδώ παρατηρείται μεγάλο ποσοστό λάθους ταξινόμησης στην κλάση 3.

Ο πίνακας 3.5 , περιέχει την βαρύτητα κάθε κριτηρίου, για κάθε δυαδικό μοντέλο που αναπτύσσεται

**Πίνακας 3.6:** Παρουσίαση βαρύτητας κάθε κριτηρίου, για την μέθοδο One VS All

|                  | <b>1 VS All</b> | <b>2 VS All</b> | <b>3 VS All</b> | <b>4 VS All</b> |
|------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| <b>Ηλικία</b>    | 0,040           | 0,0320          | 0,006           | 0,01            |
| <b>Προσωπικό</b> | 0,023           | 0,015           | 0,008           | 0,037           |
| <b>v1</b>        | 0,056           | 0,056           | 0,066           | 0,027           |
| <b>v2</b>        | 0,238           | 0,156           | 0,310           | 0,104           |
| <b>v3</b>        | 0,133           | 0,122           | 0,162           | 0,059           |
| <b>v4</b>        | 0,002           | 0,024           | 0,011           | 0,01            |
| <b>v5</b>        | 0,014           | 0,036           | 0,025           | 0,024           |
| <b>v6</b>        | 0,102           | 0,105           | 0,069           | 0,153           |
| <b>v7</b>        | 0,077           | 0,059           | 0,076           | 0,035           |
| <b>v8</b>        | 0,026           | 0,032           | 0,017           | 0,003           |
| <b>v9</b>        | 0,053           | 0,053           | 0,047           | 0,122           |
| <b>v10</b>       | 0,075           | 0,091           | 0,035           | 0,024           |
| <b>v11</b>       | 0,009           | 0,019           | 0,012           | 0,018           |
| <b>v12</b>       | 0,011           | 0,027           | 0,063           | 0,123           |
| <b>v13</b>       | 0,071           | 0,088           | 0,038           | 0,1636          |
| <b>v14</b>       | 0,068           | 0,084           | 0,054           | 0,088           |

Το κριτήριο που έχει την μεγαλύτερη επίδραση στην ανάπτυξη και τον τεσσάρων δυαδικών μοντέλων, είναι το v2, δηλαδή ο δείκτης αποδοτικότητας των συνολικών κεφαλαίων (προ φόρων), ενώ ακολουθεί το v6, που αντιστοιχεί στον δείκτη του καθαρού περιθωρίου. Την μικρότερη επίδραση στην διαδικασία έχουν οι δείκτες v4, και v11, το μικτό περιθώριο κέρδους και η κυκλοφοριακή ταχύτητα των αποθεμάτων αντίστοιχα. Είναι προφανές ότι η συμβολή του κριτηρίου v2, είναι καταλυτική.

Αναλυτικά, για το δυαδικό μοντέλο 1 VS All, ο δείκτης v2 έχει την μεγαλύτερη επίδραση στην τελική βαθμολογία των επιχειρήσεων, ενώ την μικρότερη ο v11. Για το μοντέλο 2 VS All, επίσης ο v2 έχει την μεγαλύτερη βαρύτητα ενώ την μικρότερη το κριτήριο v6. Το εντυπωσιακό στο 3 VS All μοντέλο, είναι ότι ο δείκτης v2, συγκεντρώνει το 31% της συνολικής βαρύτητας των κριτηρίων, ποσοστό ιδιαίτερα μεγάλο. Ακόμα και πολύ μικρές αλλαγές στην τιμή του εν λόγω κριτηρίου, θα επηρέαζαν πολύ σημαντικά την ταξινόμηση των επιχειρήσεων προκαλώντας αλλαγές στην τελική κατάταξη. Το κριτήριο με την μικρότερη βαρύτητα, είναι η ηλικία. Τέλος, για το 4 VS All μοντέλο, ο δείκτης των πωλήσεων/ βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις, είναι σημαντικότερος, με βαρύτητα 0,164 ενώ η ηλικία είναι το πιο ασήμαντο κριτήριο.



Συνοψίζοντας για την μέθοδο ASVM, πρέπει να σταθούμε στα διαφορετικά αποτελέσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή των δύο διαφορετικών μεθόδων ταξινόμησης των επιχειρήσεων, την One VS One και One VS All. Η πρώτη παρουσίασε ιδιαίτερα μεγάλη ακρίβεια αγγίζοντας το 90% ενώ η δεύτερη μάλλον μέτρια, της τάξης του 71,6%. Προφανώς, προτιμάται η εφαρμογή της One VS One μεθόδου. Όσον αφορά τα κριτήρια με την μεγαλύτερη και την μικρότερη βαρύτητα για τις δύο μεθόδους, παρατηρείται μία σχετική ταύτιση. Οι δείκτες της αποδοτικότητας των συνολικών κεφαλαίων (v2) και του καθαρού περιθωρίου κέρδους (v6), αποτελούν από κοινού, τα σημαντικότερα κριτήρια για την διαδικασία της ταξινόμησης. Αντίθετα, ο δείκτης κυκλοφοριακής ταχύτητας αποθεμάτων (v11), συμβάλει ελάχιστα στην διαδικασία κατάταξης των επιχειρήσεων. Ακόμα και παραλειπόνταν, δεν θα υπήρχε σημαντική αλλαγή στην τελική κατάταξη.

### 3.3.2 Μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων

Το επόμενο μοντέλο που εφαρμόστηκε ήταν οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines). Για το συγκεκριμένο μοντέλο, όπως και για τα ASVM, χρησιμοποιήθηκε το περιβάλλον της Matlab, όπου «έτρεξε» η κατάλληλη συνάρτηση, δεχόμενη κάποια ορίσματα, και δίνοντας ως αποτέλεσμα πίνακες που περιείχαν την ακρίβεια του μοντέλου και τις βαθμολογίες που συγκέντρωνε κάθε επιχείρηση. Χρησιμοποιήθηκε το γραμμικό μοντέλο ταξινόμησης αλλά το μη γραμμικό για το οποίο εφαρμόστηκαν η δεύτερου βαθμού πολυωνυμική συνάρτηση πυρήνα και η συνάρτηση ακτινωτής βάσης.

Πραγματοποιήθηκαν πολλές επαναλήψεις της συνάρτησης, όπου τα ορίσματα δέχονταν διάφορες τιμές με στόχο την καλύτερη ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Το πρόβλημα χωρίστηκε σε δύο τμήματα. Αρχικά πραγματοποιήθηκαν επαναλήψεις για την One VS One μέθοδο όπου μεταβάλλονταν οι τιμές στα ορίσματα `kernel_type`, `mu`, `C`, και στη συνέχεια έγινε η ίδια διαδικασία για την One VS All μέθοδο,

Για την περίπτωση όπου οι επιχειρήσεις ταξινομούνται σύμφωνα με την One VS One μέθοδο, η μέγιστη ακρίβεια που πέτυχε το μοντέλο των SVM είναι **79,5%**, και επιτεύχθηκε με την χρήση της συνάρτησης ακτινωτής βάσης, RBF. Για την δεύτερη περίπτωση, όπου εφαρμόστηκε η One VS All μέθοδο, η μέγιστη ακρίβεια που σημειώθηκε είναι **72,13%** επίσης από την συνάρτηση RBF. Τα ποσοστά αυτά δεν είναι αρκετά ικανοποιητικά, ιδιαίτερα σε σχέση με τα αντίστοιχα του ASVM μοντέλου. Στον παρακάτω πίνακα, είναι συγκεντρωμένα τα αποτελέσματα και των δύο μοντέλων, αλλά και της γραμμικής και της πολυωνυμικής συνάρτησης.

| <b>Πίνακας 3.7: Σύγκριση αποτελεσμάτων μεταξύ ASVM και SVM</b> |                   |                   |
|----------------------------------------------------------------|-------------------|-------------------|
|                                                                | <b>One VS One</b> | <b>One VS All</b> |
| <b>ASVM</b>                                                    | 90%               | 71,6%             |
| <b>SVM - RBF</b>                                               | 79,5%             | 72,13%            |
| <b>SVM - γραμμικό</b>                                          | 69%               | 60%               |
| <b>SVM - πολυωνυμικό</b>                                       | 78%               | 61%               |

Τα παραπάνω αποτελέσματα υποδεικνύουν την υπεροχή του μοντέλου ASVM έναντι του SVM, στην περίπτωση της One VS One μεθόδου. Η διαφορά στα ποσοστά ακρίβειας είναι ιδιαίτερα μεγάλη, αποδεικνύοντας ότι η υπό μελέτη μέθοδος είναι αποτελεσματική. Σχετικά με την One VS All μέθοδο, τα αποτελέσματα είναι πολύ κοντά, με διαφορά μόλις 0,53%.

Φαίνεται όμως και η καλύτερη απόδοση της συνάρτησης ακτινωτής βάσης, RBF, ιδιαίτερα σε σχέση με την γραμμική ταξινόμηση. Όμως, στην One VS One διαδικασία, το αποτέλεσμα της πολυωνμικής συνάρτησης, είναι πολύ κοντά σε αυτά της RBF, ενώ στην One VS All, παρουσιάζουν μεγάλη διαφορά. Γενικεύοντας, παρατηρείται η υπεροχή των συναρτήσεων πυρήνα έναντι των γραμμικών.

Πρέπει να αναφερθεί, ότι και στις δύο περιπτώσεις, τα καλύτερα ποσοστά επιτεύχθηκαν εφαρμόζοντας την συνάρτηση ακτινωτής βάσης, RBF, και με την παράμετρο πυρήνα σ ίση με 0,1.

Στους παρακάτω πίνακες φαίνεται η ακρίβεια σε κάθε κλάση, και για τις δύο μεθόδους.

**Πίνακας 3.8:** Αποτελέσματα SVM με την διαδικασία One VS One

| Κλάσεις | 1            | 2            | 3            | 4           |
|---------|--------------|--------------|--------------|-------------|
| 1       | <b>0,786</b> | 0,199        | 0,015        | 0           |
| 2       | 0,097        | <b>0,734</b> | 0,168        | 0,002       |
| 3       | 0,002        | 0,104        | <b>0,800</b> | 0,093       |
| 4       | 0            | 0            | 0,140        | <b>0,86</b> |

**Πίνακας 3.9:** Αποτελέσματα SVM με την διαδικασία One VS All

| Κλάσεις | 1            | 2            | 3            | 4            |
|---------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 1       | <b>0,547</b> | 0,438        | 0,015        | 0            |
| 2       | 0,031        | <b>0,777</b> | 0,192        | 0            |
| 3       | 0,001        | 0,117        | <b>0,828</b> | 0,054        |
| 4       | 0            | 0,002        | 0,2643       | <b>0,733</b> |

Το μεγαλύτερο πρόβλημα που διαπιστώνεται μελετώντας τους παραπάνω πίνακες, αφορά την One VS All μέθοδο και συγκεκριμένα την ταξινόμηση στην πρώτη κλάση. Το ποσοστό ακρίβειας είναι μόλις 54,73% ενώ το ποσοστό λάθους στην δεύτερη κλάση, είναι πολύ μεγάλο, 43,78%. Επίσης, και στην ταξινόμηση στην δεύτερη κλάση, παρατηρείται ότι μεγάλο ποσοστό ταξινομείται λάθος στην πρώτη. Προφανώς, τα δεδομένα στις δύο αυτές κλάσεις, δύσκολα διαχωρίζονταν.

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα που έχουν προκύψει από όλες τις επαναλήψεις, μπορούμε να οδηγηθούμε σε κάποια συμπεράσματα, σχετικά με τις παραμέτρους που χρησιμοποιήθηκαν αλλά και τις τρεις συναρτήσεις που εφαρμόστηκαν. Όσο αφορά τις συναρτήσεις, διακρίνεται εύκολα, η καλύτερη απόδοση της συνάρτησης ακτινωτής βάσης, ενώ ακολουθεί η πολυωνμική και τέλος η γραμμική.

### 3.3.3 Διακριτική ανάλυση

Η εφαρμογή του μοντέλου της διακριτικής ανάλυσης, πραγματοποιήθηκε από το πρόγραμμα SPSS 16.0. Η μέθοδος αυτή, χρησιμοποιεί τα δεδομένα εκπαίδευσης, τα οποία έχουν συγκεκριμένη ταξινόμηση, για να κατασκευάσει τη διακριτική συνάρτηση σύμφωνα με την οποία κάθε επιχείρηση θα αποκτήσει ένα σκορ. Σύμφωνα με το σκορ αυτό, η επιχείρηση ταξινομείται σε μία κλάση.

Εφαρμόστηκαν δύο διαφορετικές μέθοδοι της διακριτικής ανάλυσης, οι οποίες διαφέρουν στον τρόπο που τα κριτήρια χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση των επιχειρήσεων. Στην 1<sup>η</sup> μέθοδο, τη βηματική(stepwise method), τα κριτήρια χρησιμοποιούνται διαδοχικά, ενώ στην 2<sup>η</sup> μέθοδο, χρησιμοποιούνται ταυτόχρονα.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή και των δύο μεθόδων, δεν είχαν σημαντικές διαφορές. Συγκεκριμένα, το ποσοστό ακρίβειας της 1ης μεθόδου είναι **61,75%** ενώ της 2<sup>ης</sup> **61,9%**. Και τα δύο αυτά ποσοστά διαφέρουν κατά πολύ από τα αντίστοιχα της μεθόδου των προσθετικών μηχανών υποστήριξης αποφάσεων, της οποίας η ακρίβεια άγγιζε το 90%. Και σε αυτή την σύγκριση, η υπεροχή της υπό μελέτη μεθόδου είναι ιδιαίτερα αισθητή.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις δύο μεθόδους της διακριτικής ανάλυσης.

**Πίνακας 3.10:** Αποτελέσματα από την εφαρμογή της διακριτικής ανάλυσης

| Κλάσεις | 1 <sup>η</sup> μέθοδος |      |      |      | 2 <sup>η</sup> μέθοδος |      |      |      |
|---------|------------------------|------|------|------|------------------------|------|------|------|
|         | 1                      | 2    | 3    | 4    | 1                      | 2    | 3    | 4    |
| 1       | 59,7                   | 40,3 | 0    | 0    | 59,7                   | 40,3 | 0    | 0    |
| 2       | 18,5                   | 54,5 | 24,7 | 2,2  | 18,5                   | 54   | 5,3  | 2,2  |
| 3       | 2,1                    | 14,4 | 73,9 | 9,6  | 2,1                    | 14,7 | 73,8 | 9,3  |
| 4       | 0                      | 0,5  | 40   | 59,5 | 0                      | 0,5  | 40   | 59,5 |

Οι διαφορές μεταξύ των αποτελεσμάτων είναι ελάχιστη και γι' αυτό το λόγο, δεν μπορεί να υπάρξει προτίμηση σε μία από τις δύο μεθόδους διακριτικής ανάλυσης, για την ταξινόμηση δεδομένων σε πολλαπλές κατηγορίες. Και στις δύο μεθόδους, φαίνεται ότι υπάρχει δυσκολία διαχωρισμού των επιχειρήσεων για τις κλάσεις 1, 2 και 4, ενώ μόνο στην 3, τα ποσοστά ακρίβειας είναι ικανοποιητικά.

Κατά την βηματική μέθοδο, τα κριτήρια εισέρχονται ένα- ένα στην συνάρτηση, υπολογίζοντας κάθε φορά ένα νέο αποτέλεσμα. Το νέο αυτό αποτέλεσμα, προκύπτει από το προηγούμενο, προσθέτοντας την επίδραση του νέου κριτηρίου. Η διαδικασία αυτή τερματίζει, όταν εισέλθει ένα κριτήριο το οποίο δεν θα επηρεάσει το αποτέλεσμα. Η σειρά με την οποία θα εισέρχονται, σχετίζεται με την βαρύτητα που παρουσιάζουν, δηλαδή το πρώτο κριτήριο, θεωρείται και το πιο σημαντικό.

Συνολικά πραγματοποιήθηκαν «13 βήματα», και η σειρά με την οποία εμφανίστηκαν τα κριτήρια στην διακριτική συνάρτηση υπολογισμού της βαθμολογίας κάθε επιχείρησης, είναι:

v2, v14, v9, v1, v11, v10, v6, v12, v3, v8, v13, v7, ηλικία

Προκύπτει, ότι μεταβλητή «προσωπικό» και οι δείκτες v4 και v5 δεν συμπεριλήφθηκαν στην διαδικασία ορισμού της διακριτικής συνάρτησης, προφανώς γιατί δεν θα άλλαζαν το αποτέλεσμα της..

Συνολικά, υπολογίστηκαν τρεις συναρτήσεις. Για κάθε κλάση, υπολογίστηκε ο μέσος όρος των τιμών των κριτηρίων, και στη συνέχεια βαθμολογήθηκε για τις τρεις αυτές συναρτήσεις. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα:

**Πίνακας 3.11:** Βαθμολογία των τριών συναρτήσεων για τις 4 κλάσεις

|                      | 1 <sup>η</sup> συνάρτηση | 2 <sup>η</sup> συνάρτηση | 3 <sup>η</sup> συνάρτηση |
|----------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| 1 <sup>η</sup> κλάση | 2,089                    | 0,681                    | 0,147                    |
| 2 <sup>η</sup> κλάση | 0,804                    | -0,110                   | -0,147                   |
| 3 <sup>η</sup> κλάση | -0,434                   | -0,481                   | 0,078                    |
| 4 <sup>η</sup> κλάση | -1,829                   | 0,688                    | -0,026                   |

Παρατηρώντας τις βαθμολογίες κάθε συνάρτησης, συμπεραίνουμε ότι η πρώτη συνάρτηση χωρίζει τις «καλές» κλάσεις από τις «κακές», ενώ η δεύτερη, διαχωρίζει τις δύο ακραίες, από τις μέτριες. Η τρίτη συνάρτηση είναι δύσκολο να ερμηνευτεί. Ωστόσο, η 1<sup>η</sup> συνάρτηση φαίνεται να είναι πιο ισχυρή, και όσο μεγαλύτερη είναι η βαθμολογία της επιχείρησης, τόσο καλύτερος είναι.

Ο πίνακα που ακολουθεί, περιγράφει την επίδραση κάθε κριτηρίου στις δύο συναρτήσεις (δεν συμπεριλαμβάνουμε την 3<sup>η</sup>).

**Πίνακας 3.12:** Επίδραση κριτηρίων στις δύο διακριτικές συναρτήσεις

|        | 1 <sup>η</sup> συνάρτηση | 2 <sup>η</sup> συνάρτηση |
|--------|--------------------------|--------------------------|
| Ηλικία | -0,047                   | 0,055                    |
| v1     | -0,438                   | -0,845                   |
| v2     | 1,985                    | 1,365                    |
| v3     | -1,225                   | -0,006                   |
| v6     | 0,719                    | -1,128                   |
| v7     | -0,500                   | 0,488                    |
| v8     | 0,174                    | 0,121                    |
| v9     | -0,166                   | 0,449                    |
| v10    | 0,135                    | 0,248                    |
| v11    | -0,263                   | 0,164                    |
| v12    | 0,123                    | -0,457                   |
| v13    | 0,237                    | 0,114                    |
| v14    | 0,399                    | 0,091                    |

Οι απόλυτες τιμές του παραπάνω πίνακα, δείχνουν την βαρύτητα κάθε κριτηρίου. Φαίνεται λοιπόν, ότι για την 1<sup>η</sup> συνάρτηση, πολύ σημαντικός είναι ο δείκτης v2, δηλαδή

η αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων προ τόκων, ενώ ακολουθεί ο δείκτης  $v_3$  που αντιστοιχεί στην αποδοτικότητα των συνολικών κεφαλαίων, προ τόκων και φόρων. Ασήμαντο είναι το κριτήριο ηλικία. Σχετικά με την 2<sup>η</sup> συνάρτηση, την μεγαλύτερη βαρύτητα φαίνεται να έχει επίσης ο δείκτης  $v_2$ , ενώ αμέσως επόμενος είναι ο δείκτης  $v_6$ , που δείχνει το καθαρό περιθώριο κέρδους. Τα λιγότερο σημαντικά κριτήρια, είναι η ηλικία και το  $v_{14}$ , η ειδική ρευστότητα.

Τα πρόσημα των τιμών του πίνακα, δείχνουν τον τρόπο που επηρεάζουν τα κριτήρια την κάθε συνάρτηση, δηλαδή, θετικά ή αρνητικά. Στην 1<sup>η</sup> συνάρτηση, βλέπουμε, ότι το κριτήριο  $v_3$ , το οποίο είχαμε χαρακτηρίσει ως πολύ σημαντικό, επηρεάζει το αποτέλεσμα αρνητικά. Υπάρχουν συνολικά 6 δείκτες που δρουν αρνητικά, με μεγάλο όμως συνολικό ποσοστό βαρύτητας. Αντίστοιχα, στην 2<sup>η</sup> συνάρτηση, αν και είναι μόλις τρία τα κριτήρια που λειτουργούν αρνητικά, συνολικά συγκεντρώνουν υψηλό ποσοστό βαρύτητας. Ο δείκτης με την μεγαλύτερη αρνητική βαρύτητα, είναι ο  $v_6$ .

Η 2<sup>η</sup> μέθοδο της διακριτικής ανάλυσης, όπως έχει ήδη αναφερθεί, χρησιμοποιεί όλα τα κριτήρια για τον σχηματισμό της συνάρτησης και στη συνέχεια των υπολογισμών της βαθμολογίας κάθε επιχείρησης. Όπως και στην βηματική μέθοδο, έτσι και σε αυτή, αναπτύχθηκαν 3 συναρτήσεις, οι οποίες βαθμολόγησαν τους μέσους όρους των κριτηρίων κάθε κλάσεις. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν, είναι ίδια με αυτά της βηματικής μεθόδου, που περιέχονται στον πίνακα 3.10 με αμελητέες διαφορές της τάξης του 0,001 έως 0,007. Το ίδιο ισχύει και για την βαρύτητα των κριτηρίων, καθώς είναι επίσης ίδια με την αντίστοιχη της 1<sup>ης</sup> μεθόδου, που απεικονίζεται στον πίνακα 3.11. Η μόνη διαφορά είναι ότι σε αυτή την μέθοδο, συμπεριλαμβάνονται όλα τα κριτήρια. Η επίδραση όμως των δεικτών  $v_4$ ,  $v_5$  και προσωπικό, που δεν χρησιμοποιήθηκαν στην βηματική μέθοδο, φαίνεται να είναι ελάχιστη καθώς κυμαίνεται από 0,032 έως 0,074 για την 1<sup>η</sup> συνάρτηση και από 0,050 έως 0,122 για την 2<sup>η</sup>.

### 3.3.4 Νευρωνικά δίκτυα

Όπως και για την διακριτική ανάλυση, έτσι και για τα νευρωνικά δίκτυα, χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα SPSS 16.0. Εφαρμόστηκαν δύο διαφορετικά αρχιτεκτονικά μοντέλα των νευρωνικών δικτύων, το Myltilayer Perceptron (MLP) και τα δίκτυα ακτινωτής βάσης (RBF). Η διαφορά των μεθόδων αυτών, έγκειται στον αλγόριθμο που χρησιμοποιούν για να εκτιμήσουν την συνάρτηση υπολογισμού του πιστωτικού κινδύνου αλλά και στις διαφορετικές μεθόδους εκμάθησης που υιοθετούν.

Τα αποτελέσματα από τα δύο εν λόγω αρχιτεκτονικά μοντέλα, έχουν μεγάλη διαφορά μεταξύ τους. Για το Myltilayer Perceptron μοντέλο, η ακρίβεια των αποτελεσμάτων είναι αρκετά ικανοποιητική, **81,62%**. Αντίθετα, για τα δίκτυα ακτινωτής βάσης, το ποσοστό ακρίβειας είναι αρκετά χαμηλό, ίσο με **54,32%**. Αμέσως συμπεραίνεται ότι δεν αποτελεί ένα αποδοτικό μοντέλο για την ταξινόμηση πιστωτικού κινδύνου σε πολλαπλές κατηγορίες, με τα συγκεκριμένα δεδομένα. Γι' αυτό το λόγο, δεν θα αναλυθεί το μοντέλο αυτό περαιτέρω.

Συγκρίνοντας τα ποσοστά αυτά με μέγιστο ποσοστό του μοντέλου προσθετικών μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων (ASVM), επιβεβαιώνεται η υπεροχή του δεύτερου

έναντι του πρώτου. Συγκεκριμένα, η ακρίβεια των ASVM, ήταν πολύ υψηλή, 90%, ενώ αν κρατήσουμε την ακρίβεια του MLP δικτύου, που είναι 81,62%, και τις συγκρίνουμε, φαίνεται ότι η διαφορά τους είναι ιδιαίτερα σημαντική.

Τα αποτελέσματα από την εφαρμογή του συγκεκριμένου μοντέλου, παρουσιάζονται στον πίνακα που ακολουθεί.

**Πίνακας 3.12:** Αποτελέσματα του μοντέλου Mylti-layer Perceptron

| <b>Κλάσεις</b> | <b>1</b>     | <b>2</b>     | <b>3</b>     | <b>4</b>      |
|----------------|--------------|--------------|--------------|---------------|
| <b>1</b>       | <b>75,1%</b> | 24,9%        | 0            | 0             |
| <b>2</b>       | 7,96%%       | <b>79,6%</b> | 12,44%       | 0             |
| <b>3</b>       | 0,1%         | 10,02%       | <b>85,4%</b> | 4,48%         |
| <b>4</b>       | 0%           | 0            | 13,56%       | <b>86,44%</b> |

Τα αποτελέσματα είναι αρκετά ικανοποιητικά, ιδιαίτερα για την ταξινόμηση στις κλάσεις 3 και 4. Το μόνο πρόβλημα που μπορεί να επισημανθεί, είναι ότι στην ταξινόμηση της 1<sup>ης</sup> κλάσης, αρκετά μεγάλο ποσοστό ταξινομήθηκε λάθος στην 2<sup>η</sup> κλάση. Αυτό οφείλεται σε πιθανή δυσκολία διαχωρισμού των επιχειρήσεων για τις κλάσεις 1 και 2.

Για την ανάπτυξη του νευρωνικού δικτύου, χρησιμοποιήθηκαν 16 κόμβοι εισόδου, όσα δηλαδή και τα κριτήρια αξιολόγησης, 4 κόμβοι εξόδου, όσες και οι κατηγορίες ταξινόμησης, και ένα ενδιάμεσο επίπεδο, το οποίο περιείχε 3 κόμβους.

Στον παρακάτω διάγραμμα, απεικονίζεται γραφικά η βαρύτητα κάθε κριτηρίου αξιολόγησης.

**Πίνακας 3.14:** Παρουσίαση βαρύτητας κάθε κριτηρίου του MLP μοντέλου

| <b>Κριτήριο</b> | <b>Βαρύτητα</b> |
|-----------------|-----------------|
| Ηλικία          | 0,018           |
| Προσωπικό       | 0,014           |
| v1              | 0,019           |
| v2              | 0,126           |
| v3              | 0,080           |
| v4              | 0,012           |
| v5              | 0,046           |
| v6              | 0,138           |
| v7              | 0,08            |
| v8              | 0,021           |
| v9              | 0,141           |
| v10             | 0,008           |
| v11             | 0,011           |
| v12             | 0,053           |
| v13             | 0,136           |
| v14             | 0,098           |

Τα κριτήρια που εμφανίζονται να έχουν την μεγαλύτερη βαρύτητα πρώτα ο δείκτης ν9 και με μικρή διαφορά ακολουθούν οι δείκτες ν6 και ν13, οι οποίοι αντιστοιχούν στους δείκτες χρηματοοικονομικά έξοδα/πωλήσεις, καθαρού περιθωρίου κέρδους και πωλήσεις/βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις αντίστοιχα. Οι τρεις αυτοί δείκτες, μαζί με τους ν2(δείκτης αποδοτικότητας συνολικών κεφαλαίων) και ν14(ειδικά ρευστότητα), συγκεντρώνουν το 64% της συνολικής βαρύτητας. Μικρές μεταβολές στην τιμή κάποιου από αυτούς τους δείκτες, θα επιφέρουν μεγάλες αλλαγές στην ταξινόμηση.

### 3.3.5 Δέντρα απόφασης

Για την εφαρμογή των δέντρων απόφασης, χρησιμοποιήθηκε, όπως και στα παραπάνω δύο μοντέλα, το πρόγραμμα SPSS 16.0. Το συγκεκριμένο μοντέλο ταξινόμησης, βασίζεται σε ένα σύνολο εντολών Αν-Τότε, με στόχο την ανάπτυξη ενός δέντρου, που στους κόμβους του βρίσκονται τα κριτήρια αξιολόγησης, στα κλαδιά του, συνθήκες για τα κριτήρια αυτά και στα φύλλα του, δηλαδή τους τελευταίους κόμβους του δέντρου, οι κατηγορίες ταξινόμησης.

Υπάρχουν αρκετές τεχνικές που βασίζονται στα δέντρα απόφασης. Και τα οποία διαφέρουν μεταξύ τους, ως προς τον αλγόριθμο που χρησιμοποιούν κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης. Στην παρούσα εργασία, εφαρμόστηκαν οι τεχνικές CART, CHAID και QUEST. Τα ποσοστά ακρίβειας που σημειώθηκαν παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

**Πίνακας 3.17:** Αποτελέσματα από την εφαρμογή των δέντρων απόφασης

| Τεχνικές | Ακρίβεια |
|----------|----------|
| CART     | 90,3%    |
| CHAID    | 80,95%   |
| QUEST    | 42,12%   |

Τα ποσοστά ακρίβειας είναι πολύ υψηλά για την περίπτωση της CART μεθόδου, ικανοποιητικά για την CHAID ενώ τελείως απογοητευτικά για την QUEST. Υπενθυμίζοντας ότι το μοντέλο ASVM, είχε ακρίβεια 90%, παρατηρούμε ότι και η μέθοδος CART, είναι το ίδιο αποτελεσματική.

- **Τεχνική CART**

Τα αποτελέσματα της τεχνικής CART, παρουσιάζονται αναλυτικά στον παρακάτω πίνακα.

**Πίνακας 3.18:** Αποτελέσματα της τεχνικής CART

| Κλάσεις | 1             | 2          | 3            | 4            |
|---------|---------------|------------|--------------|--------------|
| 1       | <b>86,07%</b> | 13,93%     | 0            | 0            |
| 2       | 2,6%          | <b>86%</b> | 11,4%        | 0            |
| 3       | 0             | 8,49%      | <b>90,8%</b> | 0,71%        |
| 4       | 0             | 0          | 1,1%         | <b>98,9%</b> |

Τα ποσοστά ακρίβειας που περιγράφονται στον παραπάνω πίνακα, είναι εντυπωσιακά, ειδικά για την κλάση 4, όπου οι λάθος ταξινομήσεις, είναι ελάχιστες και η ακρίβεια πλησιάζει το 100%.

Το δέντρο απόφασης που αναπτύχθηκε, αποτελείται από 39 κόμβους, 20 φύλλα και έχει βάθος 5, δηλαδή αναπτύχθηκε σε 5 επίπεδα.

Η βαρύτητα κάθε κριτηρίου, αναφέρεται στον παρακάτω πίνακα.

**Πίνακας 3.19:** Παρουσίαση βαρύτητας κάθε κριτηρίου για την τεχνική CART

| Κριτήριο  | Βαρύτητα |
|-----------|----------|
| Ηλικία    | 0,004    |
| Προσωπικό | 0,006    |
| v1        | 0,053    |
| v2        | 0,112    |
| v3        | 0,069    |
| v4        | 0,028    |
| v5        | 0,127    |
| v6        | 0,165    |
| v7        | 0,114    |
| v8        | 0,011    |
| v9        | 0,234    |
| v10       | 0,235    |
| v11       | 0,043    |
| v12       | 0,037    |
| v13       | 0,200    |
| v14       | 0,369    |

Την μεγαλύτερη βαρύτητα την έχει το κριτήριο v14, το οποίο αντιστοιχεί στον δείκτη ειδικής ρευστότητας, ενώ ακολουθεί το v10 και το v9, οι δείκτες κάλυψης χρηματοοικονομικών εξόδων και χρηματοοικονομικά έξοδα/πωλήσεις αντίστοιχα. Τα κριτήρια ηλικία και προσωπικό, παρουσιάζουν ελάχιστη βαρύτητα, και η συμβολή τους στην διαδικασία ανάπτυξης του δέντρου κ ταξινόμησης μπορεί να χαρακτηριστεί αμελητέα.

Η σπουδαιότητα του δείκτη v14, φαίνεται και από το γεγονός ότι χρησιμοποιήθηκε πολλές φορές, πάνω στο δέντρο, για να χωρίσει τις επιχειρήσεις. Συγκεκριμένα, τα κριτήρια που εφαρμόστηκαν για την ανάπτυξη του δέντρου με τον



αλγόριθμο CART, με σειρά συχνότητας είναι τα v14, v9, v13, v6, και v10. Προφανώς, η συχνότητα εμφάνισης του κριτηρίου, σχετίζεται και με την βαρύτητα που ενέχει.

- **Τεχνική CHAID**

Ο πίνακας στη συνέχεια παρουσιάζει τα αποτελέσματα της τεχνικής CHAID

**Πίνακας 3.20:** Αποτελέσματα της τεχνικής CHAID

| Κλάσεις | 1             | 2             | 3             | 4            |
|---------|---------------|---------------|---------------|--------------|
| 1       | <b>85,07%</b> | 14,93%        | 0             | 0            |
| 2       | 10,07%        | <b>78,72%</b> | 11,21%        | 0            |
| 3       | 0             | 14,5%         | <b>82,31%</b> | 3,19%        |
| 4       | 0             | 0             | 22,3%         | <b>77,7%</b> |

Τα ποσοστά ακρίβειας είναι ικανοποιητικά, ειδικά στις κλάσεις 1 και 3. Στο δέντρο που αναπτύχθηκε από τον συγκεκριμένο αλγόριθμο, υπάρχουν συνολικά 73 κόμβοι, 46 φύλλα και είχε βάθος 3. Συγκρίνοντάς το με το αντίστοιχο της CART τεχνικής, διαπιστώνουμε ότι είναι πολύ μεγάλο. Η συγκεκριμένη τεχνική δεν μας δίνει περισσότερες πληροφορίες για την βαρύτητα των κριτηρίων που χρησιμοποίησε. Όμως, παρατηρώντας το δέντρο που αναπτύχθηκε, μπορούμε να καταλάβουμε ποια κριτήρια θεωρήθηκαν πιο σημαντικά και χρησιμοποιήθηκαν. Οι δείκτες v6(δείκτης καθαρού περιθωρίου κέρδους) και v14(δείκτης ειδικής ρευστότητας), πρέπει να έχουν τα μεγαλύτερα ποσοστά βαρύτητας καθώς εφαρμόστηκαν αρκετές φορές μέσα στο δέντρο για να διαχωρίσουν τα δεδομένα. Σύμφωνα με την συχνότητα που εμφανίστηκαν, τα πιο σημαντικά κριτήρια είναι τα v10, v9, v13 και v12. Αξίζει να αναφέρουμε, ότι σχεδόν τα ίδια κριτήρια, χρησιμοποιήθηκαν και από την τεχνική CART.

- **Τεχνική QUEST**

Τα αποτελέσματα της συγκεκριμένης τεχνικής είναι πολύ χαμηλά και γι' αυτό το λόγο, δεν ενδείκνυται για ταξινόμηση πιστωτικού κινδύνου σε πολλαπλές κατηγορίες. Στη συνέχεια ακολουθεί ο πίνακας που περιέχει αναλυτικά την ακρίβεια σε κάθε κλάση.

**Πίνακας 3.21:** Αποτελέσματα της τεχνικής QUEST

| Κλάσεις | 1        | 2            | 3            | 4             |
|---------|----------|--------------|--------------|---------------|
| 1       | <b>0</b> | 95,5%        | 4,5%         | 0             |
| 2       | 0        | <b>70,6%</b> | 29,23%       | 0,17%         |
| 3       | 0        | 22,28%       | <b>76,3%</b> | 1,42%         |
| 4       | 0        | 0,92%        | 77,47%       | <b>21,61%</b> |

Προφανώς, η μέθοδος αυτή είναι τελείως λάθος, καθώς δεν έχει ταξινομήσει καμία επιχείρηση στην πρώτη κατηγορία. Γενικότερα, τα αποτελέσματά της είναι τελείως άτοπα γι' αυτό δεν θα συνεχίσουμε περαιτέρω ανάλυση.

### 3.3.6 Σύνοψη αποτελεσμάτων

Στο παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται συγκεντρωμένα, τα αποτελέσματα από όλες τις μεθόδους που χρησιμοποιήσαμε.

**Πίνακας 3.22:** Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων

| <b>Μέθοδος</b>                              | <b>Ακρίβεια</b> |
|---------------------------------------------|-----------------|
| ASVM – One VS One                           | 90%             |
| ASVM – One VS All                           | 71,6%           |
| SVM – One VS One(RBF)                       | 79,5%           |
| SVM – One VS One(γραμμικό)                  | 69%             |
| SVM – One VS One (πολυωνυμικό)              | 78%             |
| SVM – One VS All(RBF)                       | 72,13%          |
| SVM – One VS All(γραμμικό)                  | 60%             |
| SVM – One VS All (πολυωνυμικό)              | 61%             |
| Διακριτική ανάλυση – 1 <sup>η</sup> μέθοδος | 61,75%          |
| Διακριτική ανάλυση – 2 <sup>η</sup> μέθοδος | 61,9%           |
| Νευρωνικά Δίκτυα – MLP                      | 81,62%          |
| Δέντρα απόφασης – CRT                       | 90,3%           |
| Δέντρα απόφασης –CHAID                      | 80,95%          |
| Δέντρα απόφασης – QUEST                     | 42,12%          |

Η μεγαλύτερη ακρίβεια σημειώθηκε από την μέθοδο CRT των δέντρων απόφασης, ενώ με πολύ μικρή διαφορά, ακολουθεί το μοντέλο των προσθετικών μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων, εφαρμόζοντας την διαδικασία One VS One. Όσον αφορά την διακριτική ανάλυση, σύμφωνα με τα αποτελέσματά της χαρακτηρίζεται ως μη αποδοτική, αναφερόμενοι πάντα στην ταξινόμηση του πιστωτικού κινδύνου, σύμφωνα με τα συγκεκριμένα δεδομένα.

Σχετικά με τα δέντρα αποφάσεων, τα αποτελέσματα ποικίλουν. Ενώ η τεχνική CRT αποδείχθηκε η ακριβέστερη από όλες τις μεθόδους που εφαρμόστηκαν, η QUEST αποδείχθηκε η λιγότερο ακριβής.

Ενδιαφέρον όμως παρουσιάζουν και τα αποτελέσματα μεταξύ των μοντέλων ASVM και SVM. Και στις δύο περιπτώσεις, η διαδικασία ταξινόμησης των

επιχειρήσεων One VS One, έφερε καλύτερα αποτελέσματα από την One VS All. Όμως, το μοντέλο των προσθετικών μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, αν και αποτελεί επέκταση του μοντέλου SVM, πολύ πιο αποτελεσματικό.

Παρατηρώντας την βαρύτητα των δεικτών, σε κάθε μοντέλο ξεχωριστά, διακρίνουμε ότι συνολικά, σε όλες τις περιπτώσεις, ο δείκτης  $v_2$ , που αντιστοιχεί στην αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων, ήταν αν όχι ο πιο σημαντικός, ένας από τους σημαντικότερους.

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

## ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η δανειοδότηση αποτελεί καθημερινή δραστηριότητα για τα τραπεζικά ιδρύματα, αλλά και την κυριότερη πηγή εσόδων τους. Όμως, την διαδικασία αυτή συνοδεύουν και κάποια κίνδυνοι, πολύ σημαντικοί, που μπορούν να ταράζουν την ομαλή λειτουργία τους, και να τις οδηγήσουν ακόμα και σε πτώχευση. Για το λόγο αυτό, οι τράπεζες είναι υποχρεωμένες να μελετούν και να αναλύουν σε βάθος κάθε πρόταση προς δανειοδότηση, με στόχο να ελαχιστοποιούνται, όσο είναι δυνατόν, οι κίνδυνοι αυτοί και να μην θέτεται σε κίνδυνο η βιωσιμότητα της.

Η λήψη των σωστών αποφάσεων δανειοδότησης, σε συνδυασμό με τους κανόνες και την εποπτεία της κάθε εποπτικής αρχής, αποτελούν τα σημαντικότερα όπλα για τον περιορισμό των τραπεζικών κινδύνων και ιδιαίτερα για τον πιστωτικό. Προκειμένου όμως να ληφθούν σωστές αποφάσεις, θα πρέπει να προηγηθεί εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου, που περιλαμβάνεται σε κάθε δανειοδότηση.

Η διαδικασία εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου, είναι αρκετά πολύπλοκη και απαιτεί την ύπαρξη αποτελεσματικών συστημάτων αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας των δανειοληπτών, μέσα από υπολογισμό της πιθανότητας ασυνέπειας, δηλαδή της πιθανότητας ο δανειολήπτης να μην ανταπεξέλθει στις υποχρεώσεις του. Επίσης, εκτιμώντας την πιθανότητα ασυνέπειας, τα τραπεζικά συστήματα, θα είναι σε θέση να υπολογίσουν τις ελάχιστες κεφαλαιακές απαιτήσεις, σύμφωνα με τις προτάσεις των συμφώνων της Επιτροπής της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία και τους κανόνες της Τράπεζας της Ελλάδος.

Λόγω της σημαντικότητάς του πιστωτικού κινδύνου του, πολλοί αναλυτές, ασχολούνται με την κατασκευή μοντέλων αξιολόγησης του. Μέχρι σήμερα, έχουν αναπτυχθεί, πολλά τέτοια συστήματα, των οποίων η αποδοτικότητα και η αξιοπιστία είναι ευρέως αναγνωρισμένη. Οι βαθμίδες του πιστωτικού κινδύνου, στις οποίες εντάσσεται κάθε δανειολήπτης, μέσω των συστημάτων αυτών, πρέπει να είναι πολλές, προκειμένου αποδίδουν με σχετική ακρίβεια την πιστοληπτική τους ικανότητα. Δεν αρκεί λοιπόν, να χαρακτηριστεί ένας υποψήφιος δανειολήπτης, απλά συνεπής ή ασυνεπής, άλλα να ενταχθεί σε μία βαθμίδα που θα περιέχει περισσότερες πληροφορίες σχετικά την ικανότητά του να ανταπεξέλθει στις υποχρεώσεις του.

Στην παρούσα εργασία, εξετάστηκε η αποδοτικότητα ενός νέου μοντέλου αξιολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, οι προσθετικές μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (additive support vector machines - ASVM), το οποίο αποτελεί επέκταση ενός ήδη αξιόπιστου μοντέλου, των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, και αναπτύχθηκε για να περιορίσει τις αδυναμίες του. Η μέθοδος αυτή, εφαρμόστηκε σε ένα μεγάλο δείγμα επιχειρήσεων του κατασκευαστικού κλάδου, χρησιμοποιώντας ως

κριτήρια αξιολόγησης σημαντικών χρηματοοικονομικών δείκτες, με στόχο την ταξινόμησή τους σε τέσσερις βαθμίδες πιστωτικού κινδύνου.

Εφαρμόστηκαν δύο διαδικασίες για την ανάπτυξη των ASVM. Η πρώτη, ήταν η One VS One, κατά την οποία το πρόβλημα χωρίζεται σε επιμέρους δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης, και κάθε κλάση συγκρίνεται με κάθε μία από τις υπόλοιπες ξεχωριστά ενώ η δεύτερη ήταν η One VS All, στην οποία κάθε κλάση συγκρίνεται με το σύνολο των υπολοίπων. Τα αποτελέσματα ήταν αρκετά υψηλά για την πρώτη διαδικασία, καθώς έφτασαν στο 90%, ενώ μέτρια για την δεύτερη, της τάξης του 71,6%. Προφανώς, η One VS One διαδικασία, χαρακτηρίζεται πλέον αποδοτική, ενώ η One VS All, μάλλον προβληματική.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν, απέδειξαν ότι το νέο αυτό μοντέλο δουλεύει καλά. Η σύγκρισή του όμως, με τα αποτελέσματα άλλων μεθόδων που εφαρμόστηκαν, ευρέως αξιόπιστων, έδειξε και ότι είναι πλέον ανταγωνιστικό και αποδοτικό. Τα μοντέλα που επίσης εφαρμόστηκαν είναι οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, τα νευρωνικά δίκτυα, τα δέντρα απόφασης και την διακριτική ανάλυση. Η υπεροχή των ASVM, ήταν ιδιαίτερα έντονη, αφού μόνο τα η τεχνική CRT των δέντρων απόφασης παρείχαν καλύτερη ακρίβεια.

Αν και οι προσθετικές μηχανές υποστήριξης αποφάσεων, αποδείχθηκαν πολύ αποδοτικές, στο συγκεκριμένο πείραμα, δεν μπορούμε να γενικεύσουμε αυτό το χαρακτηρισμό, και για άλλου είδους προβλήματα ταξινόμησης. Θα ήταν χρήσιμη μία περαιτέρω έρευνα του συγκεκριμένου μοντέλου, και σε άλλα πεδία δεδομένων, προκειμένου να σχηματιστεί μία γενική εικόνα για την ακρίβεια των αποτελεσμάτων που παρέχει, και να μην περιοριζόμαστε μόνο στην συγκεκριμένη μελέτη.

Ενδιαφέρον όμως θα είχε, και η επανάληψη του συγκεκριμένου προβλήματος, με περισσότερα όμως δεδομένα και κριτήρια αξιολόγησης. Επίσης, θα μπορούσε να διεξαχθεί συγκριτικό πείραμα, όπου θα εφαρμόζονταν άλλα μοντέλα ταξινόμησης. Μοντέλα που έχουν αποδειχθεί κατά το παρελθόν αποδοτικά, αν εφαρμοστούν σήμερα, εν μέσω κρίσης, πιθανόν να μην φέρουν τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Τέλος, μία έρευνα με αντικείμενο την αποδοτικότητα συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου, πριν και κατά την διάρκεια τη οικονομικής κρίσης, θα ήταν ιδιαίτερα ενδιαφέρον.

# Βιβλιογραφία

## Ελληνική

- Δούμπος, Μ. και Ζοπουνίδης, Κ., (2001). Πολυκριτήριες τεχνικές ταξινόμησης. Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα, 49-64.
- Ζοπουνίδης, Κ. και Λεμονάκης, Χ. (2009). Διαχείριση Πιστωτικού Κινδύνου, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα, 34-35, 50, 93-96.
- Ζοπουνίδης, Κ. και Λεμονάκης, Χ. (2010). Η φυσιολογία των διεθνών οίκων αξιολόγησης, Χανιώτικα Νέα, 09/07/10.
- Ζοπουνίδης, Κ. και Μπάλλα, Β. (2010). Πλαίσιο βέλτιστης αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου εμπορικών τραπεζών, Χανιώτικα Νέα, 09/03/2010.
- Καλφάογλου, Φ. 2004. Εποπτεία Τραπεζικών Κινδύνων. Τράπεζα της Ελλάδος, 07/02/2004.
- Καπόπουλος, Π. και Προβόπουλος, Γ., (2004). Έννοια και περιεχόμενο της τραπεζικής εποπτείας : Το θεωρητικό υπόβαθρο, στο Προβόπουλος Γ. και Γκόρτσος Χ. , Το νέο ευρωπαϊκό χρηματοοικονομικό περιβάλλον: Τάσεις και προοπτικές, Ένωση ελληνικών τραπεζών Εκδόσεις- Αντ. Ν. Σάκκουλα, Αθήνα, 79-108.
- Κατελανή, Σ. και Βεντούρας, Ν. Σύστημα στατιστικής πρόγνωσης αλλεργιογόνων με βάση μετεωρολογικές παρατηρήσεις.
- Κωτσιαντής Β.Σ., (2005), ομάδες ταξινομητών για την αύξηση της ακρίβειας των μεθόδων μηχανικής μάθησης και εξόρυξης γνώσης, Διδακτορική διατριβή. Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Μαθηματικών. Σεπτέμβριος 2005. 42-48.
- Μαλανδράκης Ι., (2007), Βασιλεία ΙΙ και πιστωτικός κίνδυνος: το θεωρητικό υπόβαθρο και ένα υπόδειγμα εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου. Διατριβή που υπεβλήθει για την μερική ικανοποίηση των απαιτήσεων για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης. Πολυτεχνείο Χανίων, 2007 65-66.
- Μπούγγα Α., Σφίγγα Ι., (2009), Ο πιστωτικός κίνδυνος και οι απαιτήσεις της Βασιλείας ΙΙ, πτυχιακή εργασία, Αύγουστος 2009, Άγιος Νικόλαος.
- Παπαγεωργίου Δ, (2006). Ανάλυση της προβλεπτικής ικανότητας συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου, Διατριβή που υπεβλήθει για την μερική ικανοποίηση των απαιτήσεων για την απόκτηση Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης. Πολυτεχνείο Χανίων, 37-39.

- Τράπεζα της Ελλάδος (2007α), Πράξη Διοικητική Αριθμ. 2588/20.8.2007: Υπολογισμός Κεφαλαιακών Απαιτήσεων έναντι του Πιστωτικού Κινδύνου σύμφωνα με την Τυποποιημένη Προσέγγιση, Αθήνα.
- Τράπεζα της Ελλάδος (2007β), Πράξη Διοικητική Αριθμ. 2589/20.8.2007: Υπολογισμός Κεφαλαιακών Απαιτήσεων έναντι του Πιστωτικού Κινδύνου σύμφωνα με την Προσέγγιση Εσωτερικών Διαβαθμίσεων, Αθήνα.
- Τράπεζα της Ελλάδος (2008), Πλαίσιο Αξιολόγησης Πιστωτικού Κινδύνου: Το πλαίσιο του Ευρωσυστήματος για την Αξιολόγηση του Πιστωτικού κινδύνου(ECAF), Αθήνα.
- Τσακανίκας, Π., (2005). Αναγνώριση γονιδιακών εκφράσεων νεοπλασιών σε microarrays, Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής Ιούνιος 2005, 151-153.

## Ξένη

- Altman, E.I., Saunders, A., (1997). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking and Finance* 21, 1721-1742.
- Altman, E.I., (1993). Corporate Financial Distress and Bankruptcy, 2nd ed. Wiley, New York.
- Altman EI, (1994). Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking and Finance* 1994;18:505-29.
- Altman, E.I., Haldeman, R., Narayanan, P., (1977). Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 29-54.
- Altman, E.I., (1968). Financial ratios , discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2001). The New Basel Capital Accord Bank for International Settlements.
- Boswell, D. (2002). Introduction to Support Vector Machines.
- Bredensteiner J. E., Bennett P.K, (1998). Multicategory Classification by Support Vector machines, *Computational Optimization and Applications*, 12, 53–79 (1999).

- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A. and Stone, C.J. (1984). Classification and Regression Trees. Wadsworth Inc., Pacific Grove.
- Coats PK, Fant LF (1993). Recognizing "nancial distress patterns using a neural network tool. *Financial Management* 1993;Autumn:142-55.
- Capon, N. (1982). Credit scoring systems: a critical analysis. *Journal of Marketing* 46, 82–91.
- Christodoulakis G. A. (2004), “A Credit Risk Framework with Flexible Default Structure”, mimeo, Bank of Greece.
- Comptroller’ s Handbook (2001), Rating credit risk, April 2001.
- Crouhy M., Galai D., Mark R, (2001). Prototype risk rating system, *Journal of Banking & Finance* 25 (2001) 47-95.
- Davis RH, Edelman DB, Gammerman AJ(1992). Machine learning algorithms for credit-card applications. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry* 1992;4:435-51.
- Dumais, S. et al., (1998), “Inductive Learning Algorithms and Representations for Text Categorization, to be published in *Proc. Conf. Information and Knowledge Management*,; <http://research.microsoft.com/~sdumais/cikm98.doc>.
- Deankin, E.B (1972), A discriminant analysis of predictors of bysiness failure, *Journal of Finance*,Spring 1972, 167-1026.
- Durand, D. (1941). Risk elements in consumer installment financing, National Bureau of Economic Research, New York.
- Doumpos, M., Zopounidis, C. and Golfinopoulou, V., (2007). Additive support vector machines for pattern classification. *Ieee transactions on systems,man,and cybernetics-part B: cybernetics*,540-550.
- Eisenbeis, R. A. (1977). Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and econ omics. *Journal of Finance* 32, 875–900.
- Elomaa T. (1999). The biases of decision tree pruning strategies. In D. Hand, J. Kok & M. Berthold (eds.),*Advances in Intelligent Data Analysis, Proc. 3rd IDA* (pp. 63-74). *Lecture Notes in Computer Science* 1642.Springer, 1999.
- Fan, A and Palaniswami, M., (2000)Selecting bankruptcy predictors using a support vector machine approach, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2000.
- Fisher, R.A. (1936), The use of multiple measurements in taxonomic problems, *Annals of Eugenics*, 7, 179-188.



- Fung G. and Mangasarian O. L., "Proximal support vector machine classifiers," in *Proc. 7th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. and Data Mining*, F. Provost and R. Srikant, Eds., 2001, pp. 77–86.
- Galino J., Tamayo P., (2000), Credit Risk Assessment Using Statistical and Machine Learning: Basic Methodology and Risk Modeling Applications, *Computational Economics* 15: 107–143, 2000.
- Grablowsky, B. J., & Talley, W. K. (1981). Probit and discriminant functions for classifying credit applicants; a comparison. *Journal of Economics and Business* 33, 254–261.
- Hearst, M.A. Dumais, S.T. Osman, E. Platt, J. and Scholkopf, B, (1998). Support vector machines, *IEEE Intelligent Systems* 13 (4) (1998) 18– 28.
- Huang, Z., Chen, H., Hsua, C.J. ,Chenb, W.H and Wuc, S. (2003). Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study, *Decision Support Systems*,37 ,543– 558.
- Krahner J.P , Weber M. , (2001), Generally acceptrd rating principles: A primer, *Journal of Banking & Finance*,25, 3-23.
- Kirkos E. , Spathis C., Manolopoulos Y., Support vector machines, Decision Trees and Neural Networks for auditor selection, *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering* 8 (2008) 213–224.
- Martin, D., (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking and Finance* 249-276.
- Merton, R.C. (1974), "The pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates", *Journal of Finance*, 29, 447-70.
- Meyer, P.A. and Pifer, H.W. (1970). Prediction of bank failures. *Journal of Finance*, 25 (4), 853–868.
- 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.
- Platt, H.D., Platt, M.B., (1991b). A linear programming approach to bond portfolio selection. *Economic Financial Computing*, Spring 71-84.
- Quinlan, J.R. (1986), Induction of decision trees, *Machine Learning* 1, 81-106.
- Quinlan J.R. (1993), C4.5: Programs for machine learning. Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Roy, B. (1985). *Methodologie Multicritere d'Aide a la Decision*, Economica, Paris.

- 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.
- Smith, C. (1947), Some examples of discrimination, *Annals of Eugenics*, 13, 272-282.
- Sommerville, R.A., Taer, R.J., (1995). Banker judgement versus formal forecasting models: The case of country risk assessment. *Journal of Banking and Finance* 281-297.
- Thomas C. L., (2000), A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers, *International Journal of Forecasting* 16 (2000) 149–172.
- Treacy F. W., Carey M., (2000). Credit risk rating systems at large US banks, *Journal of Banking & Finance* 24 (2000) 167-201.
- Taffler, R.J (1983), The z-score approach to measuring company solvency, *The Accountant's Magazine* 87, No 921, 91-96
- K. Tam, M. Kiang (1992), Managerial application of neural networks: the case of bank failure predictions, *Management Science* 38 (7) (1992) 926– 947.
- Vapnik, V., (1995) *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer-Verlag, New York.
- Watt, R.C., (1985). A factor-analytic approach to bank conditions. *Journal of Banking and Finance* 253-266.
- Zadeh, L.A.(1965), Fuzzy sets, *Information and control*, 8, 338-353.