



Πολυτεχνείο Κρήτης

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ
ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ

**ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΜΟΝΤΕΛΩΝ
ΠΙΣΤΩΤΙΚΗΣ ΔΙΑΒΑΘΜΙΣΗΣ: ΜΙΑ ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ
ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΣΤΗΝ ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΙΚΗ ΠΙΣΤΗ**

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

υπό

ΠΑΠΑΔΑΚΗ Ε. ΓΕΩΡΓΙΑ

Χανιά, 2011

Η διατριβή της Παπαδάκη Γεωργίας εγκρίνεται από τους κ.κ.

Δούμπο Μιχαήλ

Ζοπουνίδη Κωνσταντίνο

Πασιούρα Φώτιο

*Στους γονείς μου και
στον αδερφό μου Νίκο*

Ευχαριστίες

Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Μιχάλη Δούμπο, για το ιδιαίτερο ενδιαφέρον, την καθοδήγηση, τις υποδείξεις που μου παρείχε κατά την εκπόνηση της μεταπτυχιακής μου διατριβής και για την υπομονή που επέδειξε, απαντώντας πάντοτε πρόθυμα στις επίμονες ερωτήσεις μου. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον καθηγητή μου κ. Ζοπουνίδη Κωνσταντίνο ο οποίος με ενθάρρυνε να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά όλους τους φίλους μου, καθώς και την οικογένειά μου για την ηθική και υλική υποστήριξη που μου προσέφεραν.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ:

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	8
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο	10
ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ.....	10
1.1. Η έννοια του κινδύνου.....	10
1.2. Είδη χρηματοοικονομικών κινδύνων.....	11
1.2.1. Πιστωτικός κίνδυνος.....	12
1.2.1.1. Ρυθμιστικό πλαίσιο.....	14
1.2.1.2. Τεχνικές μείωσης πιστωτικού κινδύνου.....	17
1.2.2. Κίνδυνος αγοράς.....	19
1.2.3. Κίνδυνος ρευστότητας.....	22
1.2.4. Λειτουργικός και Τεχνολογικός κίνδυνος.....	24
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο	26
ΠΙΣΤΩΤΙΚΗ ΔΙΑΒΑΘΜΙΣΗ.....	26
2.1. Ιστορική αναδρομή.....	26
2.2.Τι είναι πίστωση.....	27
2.3. Καταναλωτικά και επιχειρηματικά δάνεια.....	30
2.3.1. Καταναλωτικά δάνεια.....	30
2.3.2. Επιχειρηματικά δάνεια.....	32
2.4. Η πιστωτική διαβάθμιση (Credit Scoring).....	35
2.5. Ανάλυση μοντέλων πιστοληπτικής διαβάθμισης (Credit Scoring).....	37
2.5.1. Γενικά.....	37

2.5.2. Τεχνικές εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.....	40
2.5.2.1. Παραμετρικές μεθοδολογίες.....	40
2.5.2.1.1. Διακριτική ανάλυση.....	41
2.5.2.1.2. Λογιστική παλινδρόμηση.....	43
2.5.2.1.3. Κανονικό (Probit) Υπόδειγμα Πιθανότητας.....	45
2.5.2.2. Μη παραμετρικές τεχνικές.....	45
2.5.2.2.1. Η Μέθοδος των Πλησιέστερων Γειτόνων (Nearest Neighbor method).....	46
2.5.2.2.2. Πολυκριτήρια Ανάλυση.....	46
2.5.2.2.3. Νευρωνικά δίκτυα.....	51
2.5.2.2.4. Έμπειρα συστήματα.....	54
2.5.2.2.5. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines).....	55
2.5.2.2.6. Κανόνες και Δέντρα Ταξινόμησης.....	57
2.5.2.2.7. Ασαφής λογική και Προσεγγιστικά σύνολα.....	60
2.5.2.3. Εφαρμογές των τεχνικών εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου.....	62
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο.....	67
ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟ ΠΕΔΙΟ ΤΗΣ ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΙΚΗΣ ΠΙΣΤΗΣ.....	67
3.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	67
3.2. ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ.....	68
3.3. ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ.....	75
3.3.1. Ακρίβεια Ταξινόμησης.....	75
3.3.2. Αποτελέσματα καμπύλης ROC.....	76
3.3.3. Αποτελέσματα Kolmogorov-Smirnov.....	79
3.3.4. Αποτελέσματα δείκτη conditional information entropy ratio (CIER).....	80

3.4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	82
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ^ο	85
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	85
Βιβλιογραφία.....	87
Παράρτημα.....	93

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα διεθνή τραπεζικά ιδρύματα αλλά και τα Ελληνικά δε θα μπορούσαν να μείνουν ανεπηρέαστα από την πρόσφατη κρίση καθώς οι κίνδυνοι που αντιμετωπίζουν είναι αυξημένοι και απειλούν τη λειτουργία τους αφενός λόγω της δύσκολης οικονομικής κατάστασης και αφετέρου λόγω της ταχύτατης εξέλιξης του τραπεζικού κλάδου τη τελευταία δεκαετία, εξαιτίας της απελευθέρωσης του τραπεζικού συστήματος στα πλαίσια της ενιαίας Ευρωπαϊκής αγοράς και της ανάπτυξης έντονου ανταγωνισμού μεταξύ των Ελληνικών τραπεζικών ιδρυμάτων . Οι κίνδυνοι που αντιμετωπίζουν τα τραπεζικά ιδρύματα και οι οποίοι είναι ιδιαίτερα εμφανείς στη σημερινή οικονομική συγκυρία είναι το θέμα που θα απασχολήσει την παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή και πιο συγκεκριμένα ο πιστωτικός κίνδυνος. Αναλυτικότερα, θα γίνει λεπτομερής αναφορά στη πιστωτική διαβάθμιση (credit rating) που βασίζεται στην ανάπτυξη και εφαρμογή μοντέλων απόφασης, στόχος των οποίων είναι να βοηθήσουν τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα να λάβουν αποφάσεις χρηματοδότησης επιχειρήσεων και καταναλωτών και να αξιολογήσουν τους αντίστοιχους κινδύνους. Τα μοντέλα αυτά συνδυάζουν τα χαρακτηριστικά κάθε (υποψήφιου) πελάτη και τον ταξινομούν σε προκαθορισμένες κατηγορίες ανάλογα με τον εκτιμώμενο κίνδυνο ασυνέπειας (default risk).

Η εργασία αυτή έχει ως στόχο τη συγκριτική αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας διαφόρων εναλλακτικών μεθόδων ανάπτυξης μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης στο χώρο της καταναλωτικής πίστης. Η κύρια ιδιαιτερότητα που παρουσιάζει η ανάλυση αιτήσεων για τη χορήγηση καταναλωτικών δανείων, εντοπίζεται στο σημαντικό πλήθος ποιοτικών στοιχείων που εξετάζονται σε αντίθεση με την περίπτωση επιχειρηματικών δανείων όπου συνήθως τα στοιχεία που αναλύονται είναι κυρίως ποσοτικά. Στα πλαίσια της συγκριτικής ανάλυσης που θα πραγματοποιηθεί, ιδιαίτερη έμφαση θα δοθεί στη χρήση πολλαπλών μέτρων αξιολόγησης της αποτελεσματικότητας των μοντέλων καθώς και στην εφαρμογή ενός σημαντικού αριθμού νέων μη παραμετρικών τεχνικών από τους χώρους της μηχανικής μάθησης και της επιχειρησιακής έρευνας.

Η δομή της εργασίας αποτελείται από τρία κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο θα γίνει μια εισαγωγική αναφορά στους κινδύνους των τραπεζών ενώ θα γίνει μια πιο

λεπτομερή ανάλυση στο πιστωτικό κίνδυνο και στις υποκατηγορίες του αναφέροντας προβλήματα που συνδέονται με αυτόν καθώς και παράγοντες που τον προκαλούν. Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μια αναφορά στην έννοια της πίστωσης και στη χορήγηση καταναλωτικών και επιχειρηματικών δανείων με στοιχεία από Ελληνικές τράπεζες. Έπειτα αναλύεται ο όρος πιστωτική διαβάθμιση και παρατίθενται κάποια μοντέλα πιστοληπτικής διαβάθμισης ενώ στη τελευταία παράγραφο του κεφαλαίου παρουσιάζονται κάποιες εφαρμογές των μοντέλων αυτών. Στο τρίτο κεφάλαιο εφαρμόζονται διαφορετικά μοντέλα πιστωτικής διαβάθμισης για τη χορήγηση καταναλωτικών δανείων σε ένα δείγμα 50000 πελατών και γίνεται μια συγκριτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων. Στον επίλογο παρουσιάζονται κάποια συμπεράσματα και γίνονται κάποιες μελλοντικές προτάσεις έρευνας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο

ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ

1.1 Η ΕΝΝΟΙΑ ΤΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

Ο κίνδυνος είναι μια έννοια που είναι στενά συνδεδεμένη με την έννοια της αβεβαιότητας με την λογική ότι δεν είναι γνωστό εκ των προτέρων εάν θα υπάρξει κέρδος ή ζημία και το επίπεδο αυτών. Η έννοια, πάλι, της αβεβαιότητας είναι στενά συνδεδεμένη με την έννοια της μεταβλητότητας ή της αστάθειας. Οι έννοιες αυτές έχουν να κάνουν με το γεγονός ότι όλες οι οικονομικές πράξεις χαρακτηρίζονται από μεταβλητότητα ή αστάθεια όσον αφορά τις πιθανές μελλοντικές εξελίξεις. Με την έννοια του κινδύνου υπονοείται λοιπόν ότι δεν είναι γνωστό εκ των προτέρων η εξέλιξη της αξίας ενός χρηματοοικονομικού περιουσιακού στοιχείου μελλοντικά. Χρηματοοικονομικό περιουσιακό στοιχείο είναι η μετοχή μιας επιχείρησης η οποία διαμορφώνει την τιμή της σε καθημερινή βάση σε σχέση με την προσφορά και τη ζήτηση που διαμορφώνεται από μια σειρά από παράγοντες. Προφανώς, η εξέλιξη της αξίας μπορεί να είναι είτε θετική (άνοδος της αξίας του) είτε αρνητική (πτώση της αξίας). Συνεπώς, η έννοια του κινδύνου δεν είναι συνδεδεμένη με την προοπτική της απώλειας απαραίτητα αλλά είναι συνδεδεμένη και με την προοπτική του κέρδους. Για αυτό υπάρχει ο κίνδυνος προς τα κάτω (downside risk) που υποδηλώνει πόσο είναι πιθανό να χάσει κάποιος από μια συναλλαγή σε ένα περιουσιακό στοιχείο και ο κίνδυνος προς τα άνω (upside risk) που υποδηλώνει πόσο είναι πιθανό να κερδίσει κάποιος από αυτή τη συναλλαγή.

Παρόλαυτα, κάποιες φορές με την έννοια του κινδύνου θεωρείται μόνο η αρνητική του σημασία λαμβάνοντας υπόψη μόνο τη μια του διάσταση (downside risk) και επομένως στο πλαίσιο της εκτίμησης του κινδύνου υπολογίζονται οι πιθανές απώλειες από μια συναλλαγή που προκύπτουν από τη μεταβλητότητα και αστάθεια στις τιμές και στις αποδόσεις των διάφορων περιουσιακών στοιχείων.

Η εκτίμηση του κινδύνου θεωρείται μια ιδιαίτερα σημαντική διαδικασία στο πλαίσιο της διαχείρισης κινδύνου. Με δεδομένο ότι σχεδόν όλες οι οικονομικές πράξεις και

τα περιουσιακά στοιχεία εμπεριέχουν κίνδυνο, είναι λογικό να υπάρχει ανάγκη να γίνει κατάλληλη διαχείριση αυτού του κινδύνου έτσι ώστε να μην προκαλεί ανεπιθύμητους κραδασμούς στη λειτουργία μιας οικονομίας ή μιας επιχείρησης. Για να γίνει αποτελεσματική και σωστή η διαχείριση των κινδύνων θα πρέπει να λάβουν χώρα δύο πράγματα. Το ένα είναι να γίνει κατανοητό τι είδους κίνδυνοι εμπλέκονται σε μια συγκεκριμένη οικονομική πράξη και το άλλο είναι να βρεθούν επαρκείς και αποτελεσματικοί μέθοδοι έτσι ώστε να μετρηθούν οι κίνδυνοι αυτοί. Η μέτρηση των κινδύνων διαφέρει ανάλογα με το είδος του κινδύνου. Δεν είναι δυνατόν να μετρηθεί, άρα και να γίνει σωστή διαχείριση κάποιου κινδύνου εάν δεν είναι γνωστό ποια είναι η πηγή του και ποιο το είδος του. Στην σύγχρονη οικονομία η διαχείριση των κινδύνων θεωρείται μια διαδικασία ιδιαίτερα σπουδαία για την επιβίωση και ανάπτυξη οικονομιών και επιχειρήσεων.

Ένας πρώτος διαχωρισμός των κινδύνων είναι σε επιχειρηματικούς (business risks) και χρηματοοικονομικούς (financial risks) κινδύνους. Οι πρώτοι έχουν να κάνουν με τη δυνατότητα της κάθε επιχείρησης να λειτουργεί αποδοτικά και να καταφέρνει, βάσει της κύριας λειτουργίας της, να παράγει σημαντικά έσοδα και ταμειακές ροές. Κάθε επιχείρηση λειτουργεί σε κάποιο κλάδο ή αγορά που έχει πλήθος κινδύνων είτε σε επίπεδο αγοράς, είτε σε επίπεδο ατομικό-επιχειρησιακό. Η μεταβλητότητα των ταμειακών ροών θεωρείται ότι έχει πηγή το λεγόμενο επιχειρηματικό κίνδυνο. Οι χρηματοοικονομικοί κίνδυνοι σχετίζονται με την αστάθεια και μεταβλητότητα των διάφορων χρηματοοικονομικών αγορών (χρηματιστήρια, αγορά χρήματος, συναλλάγματος κτλ). Τέτοιοι κίνδυνοι επηρεάζουν χρηματοοικονομικούς οργανισμούς (τράπεζες, εταιρίες επενδύσεων, αμοιβαία κεφάλαια, ασφαλιστικές εταιρίες κτλ) και όσες άλλες επιχειρήσεις, οργανισμούς ή και ιδιώτες εμπλέκονται με αυτούς. Οι χρηματοοικονομικοί κίνδυνοι θεωρείται ότι έχουν μια σειρά από πηγές ανάλογα και με τη φύση του περιουσιακού στοιχείου που εμπλέκεται σε μια οικονομική πράξη (Joseph, 2006).

1.2 ΕΙΔΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ

Αναμφίβολα, οι χρηματοοικονομικοί κίνδυνοι είναι συνυφασμένοι με τις διακυμάνσεις των αγορών. Η ύπαρξη κινδύνων επηρεάζει σε ένα μεγάλο βαθμό τη

κερδοφορία μιας τράπεζας για το λόγο αυτό θα γίνει αναφορά στους κινδύνους που αντιμετωπίζουν οι τράπεζες και την πηγή προέλευσης καθ' ενός από αυτούς ξεχωριστά.

Οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό, τον έλεγχο, και τη διαχείριση των ποικίλων μορφών κινδύνου είναι κάτι που αποτελεί σήμερα μια πραγματικότητα. Τα τραπεζικά ιδρύματα είναι σε θέση να αναγνωρίζουν τις κύριες πηγές απ' όπου προέρχονται οι κίνδυνοι, ενώ σε κάθε περίπτωση έχει αναπτυχθεί τουλάχιστον μια πλήρης διαδικασία για την αποτίμηση του υπό μελέτη-κατά περίπτωση- κινδύνου και τεχνικές έχουν εφαρμοστεί για τον έλεγχο καθενός από αυτούς. Η έκταση των διαφορών αντιμετώπισης μεταξύ των κινδύνων διαφορετικών τύπων είναι πραγματικά αξιοσημείωτη. Ας γίνει λοιπόν μια αναφορά στους σημαντικότερους από αυτούς (Ζοπουνίδης, et al., 2006).

1.2.1 Πιστωτικός Κίνδυνος

Ο **πιστωτικός κίνδυνος** είναι εκείνος που συνδέεται με την αδυναμία αποπληρωμής δανειακών κεφαλαίων από τους χρηματοδοτούμενους (επιχειρήσεις -ιδιώτες) ενός τραπεζικού ιδρύματος. Η αδυναμία αυτή έστω και αν αναφέρεται σε ένα μικρό μέρος του χαρτοφυλακίου μιας τράπεζας αποτελεί πληγή η οποία μπορεί να επηρεάσει οποιοδήποτε οργανισμό ανεξαιρέτως μεγέθους. Για το λόγο αυτό επιδιώκουν μια ποιοτική ανασκόπηση των επιδόσεων διαφορετικών κατηγοριών δανειοληπτών, με σκοπό τον περιορισμό στο ελάχιστο ή ακόμη και την εκμηδένιση του κινδύνου αυτού. Αυτή έχει ως αποτέλεσμα την επαναξιολόγηση της διασποράς του δανειακού χαρτοφυλακίου μεταξύ λογικών χρονικών διαστημάτων και τη συνεχή παρακολούθηση των διαφόρων τύπων κινδύνων με μέτρηση της έκθεσης των ιδρυμάτων σε αυτούς.

Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι ο πρώτος κίνδυνος που εμφανίστηκε στα πιστωτικά ιδρύματα, είναι τόσο παλιός όσο και ο ίδιος ο δανεισμός και παραμένει ουσιαστικά अपαράλλακτος από την εποχή των αρχαίων Αιγυπτίων: σήμερα, όπως και τότε, υπάρχει πάντα ένα στοιχείο αβεβαιότητας για το κατά πόσον ένας δεδομένος δανειολήπτης θα αποπληρώσει ένα δάνειο.

Αναμφισβήτητα, ο πιστωτικός κίνδυνος αποτελεί αναπόσπαστο στοιχείο κάθε χρηματοοικονομικής δραστηριότητας. Τη δεκαετία του 1990 ο πιστωτικός κίνδυνος αυξήθηκε με εκθετικό ρυθμό παράλληλα με τις οικονομικές, πολιτικές και τεχνολογικές αλλαγές που σημειώθηκαν σε ολόκληρο τον κόσμο ενώ τις προηγούμενες δεκαετίες, οι κυβερνητικοί κανονισμοί περιόριζαν την κίνηση των κεφαλαίων. Στις αρχές του 1970 οι χρηματοοικονομικές αγορές άρχισαν να γνωρίζουν μια σταθερά αυξανόμενη απελευθέρωση γεγονός που οδήγησε σε έναν αυξανόμενο ανταγωνισμό ανάμεσα στα πιστωτικά ιδρύματα και σε μια διαδοχική κατάργηση των συνόρων που χώριζαν τις τράπεζες, τις ασφαλιστικές εταιρίες και τις εταιρίες αμοιβαίων κεφαλαίων.

Όσον αφορά την Ελλάδα, η δεκαετία του '80 έφερε τις πρώτες δραστικές αλλαγές στο θέμα του πιστωτικού κινδύνου στην Ελλάδα που ήταν η αρχή της συστηματικής απελευθέρωσης του χρηματοπιστωτικού συστήματος .

Η ένταξη της Ελλάδας στην Ευρωζώνη και η ταχεία πιστωτική επέκταση, των τελευταίων ετών, προς τις επιχειρήσεις και τον ιδιωτικό τομέα αποτέλεσε επίσης παράγοντα αύξησης του πιστωτικού κινδύνου και εμφάνισής του σε όλο και μεγαλύτερη συχνότητα. Οι εταιρίες δανείζονται για να προβούν σε αγορές και να μεγεθυνθούν, μικρότερες επιχειρήσεις δανείζονται για να επεκτείνουν τη δραστηριότητα τους και χιλιάδες άτομα χρησιμοποιούν πίστωση για να αγοράσουν καταναλωτικά αγαθά. Πάνω απ' όλα, οι αλλαγές αυτές επέφεραν την ανάγκη της διαχείρισης του πιστωτικού κινδύνου από τους χρηματοοικονομικούς οργανισμούς.

Ο πιστωτικός κίνδυνος θεωρείται ότι είναι ο πρώτος σε σημασία από όλους τους κινδύνους. Ουσιαστικά ο πιστωτικός κίνδυνος έχει τις δικές του διαστάσεις οι οποίες είναι οι ακόλουθες:

- ✓ **Ο κίνδυνος αθέτησης** θεωρείται ότι είναι μια σημαντική πηγή απώλειας. Ο κίνδυνος αυτός ορίζεται ως ο κίνδυνος αθέτησης από τη μεριά κάποιου που είναι δανειολήπτης με κάποιο τρόπο (δάνειο από τράπεζα, έκδοση ομολόγου, κτλ). Πιο συγκεκριμένα, ο κίνδυνος αθέτησης σημαίνει ότι κάποιος δανειολήπτης έχει αποτύχει μια συγκεκριμένη στιγμή να είναι συνεπής ως προς τις υποχρεώσεις που έχει για την αποπληρωμή του δανείου. Ο κίνδυνος

αθέτησης μετράται από την πιθανότητα αθέτησης (Probability of Default - PD), η οποία αντικατοπτρίζει τη πιθανότητα να αθετήσει κάποιος δανειολήπτης μια συγκεκριμένη πληρωμή. Εντούτοις, υπάρχει μια μεγάλη θεωρία που αναφέρεται στη μέτρηση και εκτίμηση αυτής της πιθανότητας. Ο κίνδυνος αθέτησης έχει ως αποτέλεσμα μερική ή ολική απώλεια του ποσού που εκείνη τη στιγμή ο δανειολήπτης οφείλει στο πιστωτή.

- ✓ **Ο κίνδυνος έκθεσης** αναφέρεται στο κεφάλαιο που είναι δεσμευμένο σε ένα δάνειο κατά τη στιγμή της αθέτησης και ονομάζεται “έκθεση κατά τη στιγμή της αθέτησης” (Exposure at Default –EAD).
- ✓ Με την ίδια λογική, **ο κίνδυνος ανάκτησης** περιγράφει το ποσοστό του κεφαλαίου κατά τη στιγμή της αθέτησης που κατάφερε ο πιστωτής να ανακτήσει από το δανειολήπτη. Το μέγεθος αυτό αναφέρεται ως ποσοστό ανάκτησης (Recovery Rate) ενώ το ποσοστό του ποσού που δεν κατάφερε να ανακτήσει ο πιστωτής ως προς τη συνολική οφειλή ονομάζεται “απώλεια δεδομένης της αθέτησης” (Loss Given Default - LGD).

Δεδομένων, λοιπόν, των διαστάσεων του πιστωτικού κινδύνου η αναμενόμενη απώλεια που προέρχεται από τον πιστωτικό κίνδυνο προκύπτει από την παρακάτω σχέση:

$$\text{Αναμενόμενη Πιστωτική Απώλεια} = PD \times EAD \times LGD$$

Για να εκτιμηθεί εκ των προτέρων ο πιστωτικός κίνδυνος θα πρέπει να εκτιμηθούν ξεχωριστά οι τρεις συνιστώσες και να ληφθεί υπόψη σοβαρά ότι οι συνιστώσες αυτές είναι αλληλεξαρτώμενες (Ζοπουνίδης, et al. ,2006).

1.2.1.1 Ρυθμιστικό πλαίσιο

Τα τραπεζικά συστήματα σε όλο τον κόσμο δείχνουν ότι ο πιστωτικός κίνδυνος αποτελεί τη σοβαρότερη απειλή για τη φερεγγυότητα των πιστωτικών οργανισμών. Οι περισσότερες χρεοκοπίες τραπεζών έχουν συνδεθεί μέχρι στιγμής με τα προβλήματα που δημιουργούν στον ισολογισμό των τραπεζών οι ζημιές από

επισφαλείς απαιτήσεις καθώς μειώνουν την κερδοφορία και τα αποθεματικά της τράπεζας, γεγονός που έχει δυσμενείς επιπτώσεις στην πιστοληπτική ικανότητα και το κόστος δανεισμού της στη διατραπεζική αγορά.

Η σημασία του πιστωτικού κινδύνου για τη σταθερότητα των τραπεζικών οργανισμών, οδήγησε τις εποπτικές αρχές στην καθιέρωση αποδεκτών κανόνων ελέγχου των κινδύνων των τραπεζικών χαρτοφυλάκων χορηγήσεων. Οι κανόνες αυτοί είναι γνωστοί ως κανόνες της Βασιλείας. Ο γνωστότερος από τους ανωτέρω κανόνες, γνωστός και ως κανόνας για το τελεστή φερεγγυότητας των τραπεζών, καθορίζει τη φερεγγυότητα μιας τράπεζας ανάλογα με τη σχέση των ιδίων της κεφαλαίων προς το ύψος των πιστοδοτήσεων της και των λοιπών τοποθετήσεων της που έχουν πιστωτικό κίνδυνο. Η σχέση αυτή, δεν πρέπει να διαμορφώνεται σε επίπεδα χαμηλότερα του 8%. Με άλλα λόγια, για δάνεια ύψους 1.000.000 ευρώ που χορηγεί ένα πιστωτικό ίδρυμα (Π.Ι.), το 8% τουλάχιστο πρέπει να προέρχεται από τα ίδια κεφάλαια (μετοχικό + αποθεματικά). Η ίδια συνθήκη μπορεί να εκφραστεί και αντίστροφα, δηλαδή για κάθε 1.000.000€ ιδίων κεφαλαίων η τράπεζα μπορεί να χορηγήσει δάνεια ύψους 12.500.000 ευρώ.

Το ρυθμιστικό πλαίσιο της Βασιλείας II αποτελεί ένα μεγάλο βήμα προς την κατεύθυνση της ορθολογικής σύνδεσης της έννοιας του κινδύνου με την έννοια της απόδοσης. Το πλαίσιο αυτό επιδιώκει να δημιουργήσει τις κατάλληλες συνθήκες, ώστε η συμπεριφορά των τραπεζών να βρίσκεται σε αρμονία με τους στόχους της εποπτικής αρχής, που είναι η σταθερότητα και η εύρυθμη λειτουργία του συστήματος αλλά και η προστασία καταθετών.

Το νέο πλαίσιο της Βασιλείας II προβλέπει μεθόδους υπολογισμού των κεφαλαιακών απαιτήσεων πιο ευαίσθητες ως προς τον κίνδυνο, ενώ ενδυναμώνει τα κίνητρα για την αξιόπιστη μέτρηση των κινδύνων και την άριστη επιλογή στοιχείων ενεργητικού και δημιουργεί καλύτερη ισορροπία μεταξύ του εποπτικού και του οικονομικού κεφαλαίου.

Σήμερα είναι πια σαφές ότι η Βασιλεία II, συνεπάγεται οφέλη για τις τράπεζες, τους πελάτες τους και ευρύτερα για την οικονομία, τα οποία ξεπερνούν το κόστος της

προσαρμογής στους νέους κανόνες. Ένα σημαντικό όφελος για τις τράπεζες είναι εκείνο που προκύπτει από την αναβάθμιση της ικανότητας τους να μετρούν με ακρίβεια και να διαχειρίζονται πιο αποτελεσματικά τους πιστωτικούς και τους λοιπούς τραπεζικούς κινδύνους. Προϋπόθεση όμως για να συμβεί αυτό είναι η υψηλή πιστοληπτική ικανότητα των πελατών, με άλλα λόγια η καλή ποιότητα του χαρτοφυλακίου των τραπεζών.

Το πλαίσιο της Βασιλείας II βασίζεται σε τρεις αλληλοϋποστηριζόμενους πυλώνες που επιτρέπουν στις τράπεζες και τις εποπτικές αρχές να αξιολογούν κατάλληλα τους κινδύνους που αντιμετωπίζουν οι τράπεζες.

Πρώτος πυλώνας:

Ελάχιστα όρια κεφαλαιακής επάρκειας: Η νέα Συμφωνία προβλέπει ένα φάσμα επιλογών που θα έχουν οι τράπεζες όσον αφορά τον τρόπο μέτρησης των κινδύνων και της κεφαλαιακής επάρκειας. Δίνεται μεγαλύτερη έμφαση στον υπολογισμό των κινδύνων από τις ίδιες τις τράπεζες. Σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο εισάγεται η χρήση των εξωτερικών αξιολογήσεων για τις μικρότερες σε όγκο εργασιών τράπεζες. Τράπεζες με προχωρημένες ικανότητες μέτρησης κινδύνων μπορούν να χρησιμοποιούν μηχανισμούς εσωτερικής βαθμολόγησης των πιστωτικών κινδύνων. Ειδικότερα, για τον πιστωτικό κίνδυνο προτείνονται δύο εναλλακτικές προσεγγίσεις η τυποποιημένη και η μεθοδολογία των εσωτερικών διαβαθμίσεων η οποία περαιτέρω υποδιαιρείται στην θεμελιώδη και στην εξελιγμένη. Επιπλέον, το νέο πλαίσιο προβλέπει τη δυνατότητα να ληφθεί υπόψη ο κίνδυνος επιτοκίων και ο λειτουργικός κίνδυνος για τον προσδιορισμό των ελάχιστων κεφαλαιακών απαιτήσεων, ενώ έμφαση δίνεται και στον λειτουργικό κίνδυνο.

Δεύτερος πυλώνας:

Επιθεώρηση της κεφαλαιακής επάρκειας ενός χρηματοοικονομικού οργανισμού από τις εποπτικές αρχές: Προτείνονται διαδικασίες που επιτρέπουν στους ελεγκτές να διακρίνουν αν μια τράπεζα έχει εγκαταστήσει ασφαλείς εσωτερικές μεθόδους για την αξιολόγηση της επάρκειας κεφαλαίου και τον ορισμό στόχων για τα ίδια κεφάλαια που είναι ανάλογοι με την επικινδυνότητα της τράπεζας.

Ο δεύτερος πυλώνας εξασφαλίζει ότι η κεφαλαιακή θέση μιας τράπεζας είναι συνεπής με τη συνολική στρατηγική ανάληψης κινδύνων.

Τρίτος πυλώνας:

Πειθαρχία μέσω της αγοράς ως μηχανισμού ενδυνάμωσης της φερεγγυότητας των τραπεζών:

Τίθενται προϋποθέσεις για τη δημοσιοποίηση στοιχείων σχετικά με την κεφαλαιακή επάρκεια της τράπεζας και την επικινδυνότητα που τη χαρακτηρίζει. Τα κρίσιμα αυτά στοιχεία επιτρέπουν σε όλους τους συμμετέχοντες στην αγορά (καταθέτες, δανειστές, δανειζόμενους, εποπτικές αρχές κλπ.) να αξιολογούν την κεφαλαιακή επάρκεια των τραπεζών. Η πειθαρχία της αγοράς προϋποθέτει την επιβολή κανόνων διαφάνειας. Με τον όρο διαφάνεια, η Επιτροπή της Βασιλείας υπονοεί την υποχρεωτική αποκάλυψη αξιόπιστων και έγκαιρων πληροφοριών που να καθιστά ικανούς τους ενδιαφερόμενους χρήστες αυτών των πληροφοριών να προβούν σε ακριβείς εκτιμήσεις σχετικά με τη χρηματοοικονομική κατάσταση, αποδοτικότητα, μελλοντικά σχέδια, συνολική έκθεση σε τραπεζικούς κινδύνους και πολιτική διαχείρισης κινδύνων μιας τράπεζας.

Η Βασιλεία II απομακρύνεται από την ιδέα ότι οι εποπτικοί κανόνες πρέπει να είναι οι ίδιοι για όλους (“one size fits all”) και αναγνωρίζει ότι όσο πιο εξελιγμένο και αποτελεσματικό είναι ένα πιστωτικό ίδρυμα στην εκτίμηση και διαχείριση των αναλαμβανόμενων κινδύνων, τόσο λιγότερο κεφάλαιο θα πρέπει να διακρατά για μια συγκεκριμένη δραστηριότητα (Ζοπουνίδης & Λεμονάκης, 2009).

1.2.1.2 Τεχνικές μείωσης πιστωτικού κινδύνου

Η συνηθέστερη συνέπεια του πιστωτικού κινδύνου για τις επιχειρήσεις που τον αντιμετωπίζουν είναι ο περιορισμός της ρευστότητάς τους, ενώ σε άλλες περιπτώσεις το αποτέλεσμα είναι η μείωση της πιστοληπτικής τους ικανότητας και μοιραία η πτώχευσή τους. Συνήθεις παρενέργειες του πιστωτικού κινδύνου είναι επίσης η αναζήτηση έκτακτης χρηματοδότησης και η ανάγκη διατήρησης υψηλών αποθεματικών, καθώς οι επιχειρήσεις αυτές αδυνατούν να καλύψουν τις υποχρεώσεις τους λόγω μειωμένων ταμειακών ροών. Τέλος, δεν είναι σπάνιο το φαινόμενο των

εταιριών που αναγκάζονται είτε να αναστείλουν τακτικούς και στρατηγικούς στόχους, είτε να χάσουν το όπιο ανταγωνιστικό πλεονέκτημα διαθέτουν, εφόσον η έλλειψη ρευστότητας δεν επιτρέπει την άμεση υλοποίηση των σχεδίων τους (Joseph,2006).

Λαμβάνοντας υπόψη τις σοβαρές συνέπειες του πιστωτικού κινδύνου συμπεραίνεται ότι η εφαρμογή τεχνικών μείωσης του πιστωτικού κινδύνου είναι επιτακτική ανάγκη. Η Βασιλεία II αναγνωρίζει ένα ευρύ φάσμα τεχνικών μείωσης του πιστωτικού κινδύνου, τόσο στα πλαίσια της τυποποιημένης προσέγγισης όσο και στα πλαίσια της προσέγγισης των Εσωτερικών Διαβαθμίσεων, εφόσον εκπληρώνονται ορισμένες προϋποθέσεις. Η τεχνική μείωσης πιστωτικού κινδύνου είναι η μέθοδος που χρησιμοποιείται από το πιστωτικό ίδρυμα για να μειωθεί ο πιστωτικός κίνδυνος ο οποίος συνδέεται με ένα ή περισσότερα ανοίγματα που αυτό διατηρεί (Τράπεζα της Ελλάδος, 2007α).

Οι αποδεκτές τεχνικές, υπό την έννοια της πιστωτικής προστασίας, είναι οι εξής (Τράπεζα της Ελλάδος, 2006α):

✓ **Χρηματοδοτούμενη Πιστωτική Προστασία**, όπου η μείωση του πιστωτικού κινδύνου προκύπτει από το δικαίωμα του πιστωτικού ιδρύματος να προβεί σε ρευστοποίηση, κατάσχεση κ.λπ. των περιουσιακών στοιχείων του αντισυμβαλλόμενου σε περίπτωση αθέτησης της υποχρέωσης του προς αυτό ή λόγω της επέλευσης άλλων πιστωτικών γεγονότων. Στην κατηγορία αυτή υπάγονται οι εξής μορφές εξασφαλίσεων:

1. Οι χρηματοοικονομικές εξασφαλίσεις (καταθέσεις μετρητών ή μέσων εξομοιούμενων με μετρητά που τηρούνται στο ίδιο το πιστωτικό ίδρυμα, χρεωστικοί τίτλοι υπό προϋποθέσεις, μετοχές, χρυσός).
2. Μερίδια Οργανισμών Συλλογικών Επενδύσεων Κινητών Αξιών (ΟΣΕΚΑ), υπό προϋποθέσεις.
3. Συμβάσεις - Πλαίσια Συμψηφισμού.
4. Λοιπές μορφές: καταθέσεις μετρητών ή μέσων εξομοιούμενων με μετρητά ασφαλιστήρια ζωής.

✓ **Μη-Χρηματοδοτούμενη Πιστωτική Προστασία**, όπου η μείωση του πιστωτικού κινδύνου είναι εφικτή μέσω της δέσμευσης που έχει αναλάβει τρίτος για να καταβάλλει ένα ποσό σε περίπτωση αθέτησης των υποχρεώσεων του πρωτοφειλέτη ή εξαιτίας της επέλευσης άλλων πιστωτικών γεγονότων. Στην κατηγορία αυτή υπάγονται οι εξής μορφές εξασφαλίσεων:

1. Εγγυήσεις, όπου ως αποδεκτοί εγγυητές αναγνωρίζονται οι κεντρικές κυβερνήσεις, οι κεντρικές τράπεζες, οι περιφερειακές κυβερνήσεις ή τοπικές αρχές, η Πολυμερής Τράπεζα Ανάπτυξης, οι Διεθνείς Οργανισμοί (υπό προϋποθέσεις), οι δημόσιες επιχειρήσεις ή οργανισμοί (υπό προϋποθέσεις), τα πιστωτικά ιδρύματα, οι εταιρίες Χρηματοδοτικών Μισθώσεων, Προεξόφλησης Επιχειρηματικών Απαιτήσεων, Παροχής Πιστώσεων ή άλλα χρηματοδοτικά ιδρύματα εποπτευόμενα από την Τράπεζα της Ελλάδος κ. ά.
2. Πιστωτικά Παράγωγα (Credit Derivatives), υπό προϋποθέσεις.

Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι για όλες τις τεχνικές μείωσης πιστωτικού κινδύνου θα πρέπει να πληρούνται οι ελάχιστες προϋποθέσεις δημοσιοποίησης στοιχείων (Ζοπουνίδης και Λεμονάκης, 2009).

1.2.2 Κίνδυνος αγοράς

Ο κίνδυνος αγοράς ορίζεται ως ο κίνδυνος που προέρχεται από ανεπιθύμητες μεταβολές στην αγοραία αξία των διάφορων περιουσιακών στοιχείων εξαιτίας των μεταβολών στην αγορά που διαπραγματεύονται. Η περίοδος ρευστοποίησης θεωρείται πολύ σημαντική στο πλαίσιο της εκτίμησης του κινδύνου αγοράς, καθώς όσο πιο μεγάλη είναι αυτή η περίοδος τόσο περισσότερες πιθανότητες υπάρχουν για μεγάλη μεταβολή της αξίας του υποκείμενου περιουσιακού στοιχείου.

Ο κίνδυνος αγοράς προέρχεται από την αβεβαιότητα σχετικά με τις μεταβολές των επιτοκίων, χρηματιστηριακών τιμών, συναλλαγματικών ισοτιμιών και γενικά των παραμέτρων της αγοράς. Ο κίνδυνος αγοράς λαμβάνει χώρα στη συναλλαγή στοιχείων ενεργητικού και παθητικού εξαιτίας των μεταβολών στα επιτόκια, στην τιμή συναλλάγματος και άλλες τιμές περιουσιακών στοιχείων. Πιο συγκεκριμένα, ο

κίνδυνος αγοράς εμφανίζεται όταν το χρηματοοικονομικό ίδρυμα συναλλάσσεται στοιχεία ενεργητικού και παθητικού αντί να τα διατηρεί για μακροπρόθεσμη επένδυση .

Ο κίνδυνος αγοράς διακρίνεται σε δύο κατηγορίες ανάλογα με τη μορφή των σχέσεων που συνδέουν τα διάφορα χρηματοοικονομικά εργαλεία. Πρώτον, το βασικό κίνδυνο που υφίσταται όταν μεταβάλλεται η μορφή των σχέσεων μεταξύ των χρηματοοικονομικών προϊόντων. Δεύτερον, τον κίνδυνο “γάμα” που αναφέρεται σε σχέσεις μη γραμμικής μορφής μεταξύ των προϊόντων. Ένας άλλος διαχωρισμός του κινδύνου αγοράς βασίζεται στη λογική της στρατηγικής διαχείρισης κινδύνου, που ακολουθείται. Επομένως, ο κίνδυνος αγοράς διακρίνεται σε απόλυτο, ο οποίος μετριέται από τις δυνητικές απώλειες, όπως είναι δολάρια, ευρώ και σε σχετικό, ο οποίος λογίζεται σε σχέση με ένα συγκριτικό δείκτη. Σημαντικές συνιστώσες του κινδύνου αγοράς είναι ο επιτοκιακός και συναλλαγματικός κίνδυνος. Μια αύξηση στα επιτόκια οδηγεί συνήθως σε μείωση των τιμών των ομολόγων. Μια υποτίμηση ενός νομίσματος μειώνει την αξία όλων των τίτλων που εκφράζονται σε αυτό το νόμισμα.

Ο κίνδυνος αγοράς μπορεί να αντιμετωπιστεί είτε με απλό τρόπο, ρευστοποιώντας τα διάφορα περιουσιακά στοιχεία για να αποφευχθεί απώλεια από πιθανή πτώση της αξίας τους, εάν βέβαια αυτό μπορεί να γίνει, δηλαδή εάν η περίοδος ρευστοποίησης είναι από τη φύση του περιουσιακού στοιχείου μικρή, είτε με πιο σύνθετο τρόπο αντισταθμίζοντάς τον με χρήση κατάλληλων συναλλαγών και παραγώγων χρηματοοικονομικών εργαλείων.

Σημαντικό ρόλο στον κίνδυνο αγοράς παίζει και ο κίνδυνος ρευστότητας αφού υποστηρίζεται ότι σε αγορές με υψηλή ρευστότητα, άρα και ευκολία στις συναλλαγές, η μεταβλητότητα στην τιμή ενός περιουσιακού στοιχείου δεν είναι τόσο μεγάλη. Αντίθετα, σε αγορές με χαμηλή ρευστότητα, ο κίνδυνος να μειωθεί πολύ η αξία ενός περιουσιακού στοιχείου είναι σαφώς μεγαλύτερος. Έτσι, φαίνεται καθαρά και στην πράξη ότι τα είδη των κινδύνων αναμεταξύ τους συνδέονται στενά και ότι ο συνολικός κίνδυνος ενός περιουσιακού στοιχείου σε επίπεδο αξίας ή απόδοσης δεν είναι ένα απλό άθροισμα κινδύνων.

Ανεξάρτητα πάντως, από τον κίνδυνο ρευστότητας, ο “καθαρός” κίνδυνος αγοράς έχει τις πηγές του στις μεταβολές που λαμβάνουν χώρα στις διάφορες παραμέτρους των αγορών που επηρεάζουν ένα περιουσιακό στοιχείο. Τέτοιες παράμετροι μπορούν να θεωρηθούν οι δείκτες χρηματιστηριακών αγορών, τα επιτόκια, οι συναλλαγματικές ισοτιμίες κτλ. Είναι προφανές ότι ένα περιουσιακό στοιχείο μπορεί να έχει ως πηγές τις μεταβολές από όλες τις παραμέτρους ή μερικές από αυτές.

Προκειμένου να μετρηθεί ο κίνδυνος, πρέπει να οριστεί με ακρίβεια η μεταβλητή που ενδιαφέρει. Η μεταβλητή αυτή μπορεί να είναι η συνολική αξία του χαρτοφυλακίου, τα έσοδα, το κεφάλαιο ή οι αποδόσεις συγκεκριμένων τοποθετήσεων. Ο κίνδυνος αγοράς αναφέρεται στις επιδράσεις άλλων χρηματοοικονομικών παραγόντων, στη μεταβλητή που ενδιαφέρει. Ο κίνδυνος υπολογίζεται από την τυπική απόκλιση της μεταβλητής αυτής. Οι απώλειες μπορούν να προέλθουν από το συνδυασμό δύο παραγόντων: τη μεταβλητότητα κάθε χρηματοοικονομικού παράγοντα και το βαθμό έκθεσης στις μεταβολές κάθε παράγοντα.

Σε επίπεδο μέτρησης του κινδύνου αγοράς έχει προταθεί η μεθοδολογία “Αξία σε Κίνδυνο” (Value at Risk –VaR, Holton, 2003). Σύμφωνα με αυτή τη μεθοδολογία, εκτιμάται μια πιθανή (με μεγάλη πιθανότητα πραγματοποίησης 95% ή 99%) απώλεια. Για την ακρίβεια εκτιμάται η μέγιστη απώλεια που λαμβάνει χώρα σε ένα συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα και οφείλεται καθαρά στις μεταβολές των παραμέτρων της αγοράς που επηρεάζουν ένα συγκεκριμένο περιουσιακό στοιχείο.

Καθώς ο κίνδυνος αγοράς έχει διάφορες πηγές, θα πρέπει να σημειωθεί ότι ορισμένες φορές οι πηγές αυτές θεωρούνται σαν ξεχωριστό είδος κινδύνου (ιδιαίτερα ο κίνδυνος επιτοκίου και ο συναλλαγματικός κίνδυνος). Εντούτοις, θεωρείται ότι αποτελούν απλά πηγές του κινδύνου αγοράς των περιουσιακών στοιχείων όπως αυτός ορίστηκε και παρουσιάστηκε παραπάνω. Στη συνέχεια θα γίνει μια σύντομη αναφορά στους κινδύνους αυτούς (Στρατουδάκη, 2009).

Ο κίνδυνος επιτοκίου (Interest Rate Risk) θεωρείται ότι είναι ο κίνδυνος από την πτώση της αξίας ενός περιουσιακού στοιχείου που οφείλεται στις κινήσεις και τις μεταβολές των επιτοκίων στο πλαίσιο μιας συγκεκριμένης οικονομίας. Έτσι, είναι

προφανές ότι ο κίνδυνος επιτοκίου επηρεάζει περιουσιακά στοιχεία των οποίων η αξία είναι άμεσα συνδεδεμένη με το επίπεδο των επιτοκίων που υπάρχει στο πλαίσιο μιας οικονομίας (Στρατουδάκη, 2009).

Ο συναλλαγματικός κίνδυνος θεωρείται ότι είναι ο κίνδυνος από την πτώση της αξίας ενός περιουσιακού στοιχείου που οφείλεται στις κινήσεις και τις μεταβολές των συναλλαγματικών ισοτιμιών που διαμορφώνονται στις διεθνείς αγορές συναλλάγματος. Ο συναλλαγματικός κίνδυνος προέρχεται από τις μεταβολές των ισοτιμιών των νομισμάτων, που επηρεάζουν τις “θέσεις” σε συνάλλαγμα που έχει λάβει μια τράπεζα για τη διαχείριση των διαθεσίμων της ή των διαθεσίμων των πελατών της. Επομένως, πρόκειται για ένα κίνδυνο ο οποίος υπάρχει μόνο σε περιουσιακά στοιχεία τα οποία αποτιμούνται και διαπραγματεύονται σε άλλο νόμισμα πλέον του εγχώριου μιας συγκεκριμένης οικονομίας (Παραϊοαννου, 2006).

1.2.3 Κίνδυνος Ρευστότητας

Ο κίνδυνος έλλειψης ρευστών διαθεσίμων για την κάλυψη ταμειακών αναγκών ενός χρηματοπιστωτικού οργανισμού καλείται **κίνδυνος ρευστότητας**. Οι τραπεζίτες ενδιαφέρονται για την κάλυψη του κινδύνου έλλειψης μετρητών του οργανισμού τους, λόγω και του περιορισμού της δανειοληπτικής τους ικανότητας από την διατραπεζική αγορά, για να μπορέσουν να καλύψουν διάφορες ανάγκες. Κύριες πηγές ζήτησης ρευστών διαθεσίμων αποτελούν οι κάθε είδους αναλήψεις μετρητών, η ζήτηση δανειακών κεφαλαίων κάθε μορφής, καθώς και ποικίλες άλλες ανάγκες που απαιτούν μετρητά για την εξυπηρέτηση τους. Αντιμετωπίζοντας τον κίνδυνο ρευστότητας, ένας χρηματοπιστωτικός οργανισμός μπορεί να αναγκαστεί να δανειστεί επείγοντως κεφάλαια και με υπερβολικό κόστος χρήματος για να καλύψει άμεσες ταμειακές του ανάγκες, μειώνοντας τα κέρδη του.

Στοιχείο κλειδί για την ελαχιστοποίηση του κινδύνου ρευστότητας είναι η ορθή διαχείριση των διαθεσίμων των τραπεζικών οργανισμών καθώς και η ορθολογική πρόβλεψη των αναγκών των τραπεζών σε ρευστά διαθέσιμα (Ζοπουνίδης, et al., 2006).

Αξίζει να σημειωθεί ότι, ο κίνδυνος ρευστότητας αναφέρεται σε πολλές διαστάσεις όπως: αδυναμία να αντληθούν κεφάλαια σε κάποιο λογικό κόστος, κίνδυνος ρευστότητας αγοράς, κίνδυνος ρευστότητας περιουσιακού στοιχείου κτλ.

- ✓ **Ο κίνδυνος άντλησης κεφαλαίων** εξαρτάται από το πόσο επικίνδυνη θεωρεί η αγορά κάποια οικονομική μονάδα που θέλει να αντλήσει κεφάλαια. Ουσιαστικά, η επικινδυνότητα του υποψήφιου δανειζόμενου στο θέμα της άντλησης κεφαλαίων έχει να κάνει, σε πολλές περιπτώσεις με την πιστοληπτική του ικανότητα. Κάποιος που χρειάζεται κεφάλαια, αλλά δεν έχει καλή πιστοληπτική ικανότητα αντιμετωπίζει περισσότερες δυσκολίες να βρει τα κεφάλαια που χρειάζεται. Έτσι, ο κίνδυνος ρευστότητας αυξάνει το κόστος άντλησης κεφαλαίων και μειώνει τη κερδοφορία.
- ✓ **Ο κίνδυνος ρευστότητας της αγοράς** έχει να κάνει με το κατά πόσο συχνές είναι οι αγοροπωλησίες σε μια συγκεκριμένη αγορά. Έχει παρατηρηθεί ότι ο κίνδυνος ρευστότητας σε αυτό το επίπεδο δημιουργείται όταν κάποιος αντισυμβαλλόμενος είναι απρόθυμος για τους δικούς του λόγους, να προβεί σε κάποια συναλλαγή. Πάντως, θεωρείται ότι ο κίνδυνος άντλησης κεφαλαίων και ο κίνδυνος ρευστότητας της αγοράς είναι ισχυρά συνδεδεμένοι και θεωρείται ότι ουσιαστικά ο ένας είναι αιτία εμφάνισης του άλλου και το αντίθετο.
- ✓ **Ο κίνδυνος ρευστότητας περιουσιακού στοιχείου** έχει να κάνει με το κατά πόσο εύκολη είναι η αγοροπωλησία ενός συγκεκριμένου περιουσιακού στοιχείου ανεξάρτητα από τη ρευστότητα που υπάρχει στην συγκεκριμένη αγορά του που διαπραγματεύεται. Είναι δυνατόν, για ειδικούς λόγους, κάποιο περιουσιακό στοιχείο να είναι δύσκολα διαπραγματεύσιμο για να γίνει αντικείμενο αγοροπωλησίας ή για λόγους συμφωνίας. Για παράδειγμα, μια προθεσμιακή κατάθεση έχει ποινή εάν ο καταθέτης θελήσει να εισπράξει τα χρήματα πριν την προκαθορισμένη ημερομηνία. Είναι προφανές ότι ο κίνδυνος ρευστότητας περιουσιακού στοιχείου έχει ισχυρή αλληλεπίδραση τόσο με τον κίνδυνο ρευστότητας αγοράς, όσο και με τον κίνδυνο άντλησης κεφαλαίων (Matz and Neu,2007).

Ο κίνδυνος ρευστότητας θεωρείται ένας πολύ σημαντικός κίνδυνος τον οποίο ο τραπεζικός οργανισμός οφείλει να διαχειριστεί αποτελεσματικά, καθώς είναι δυνατό, σε μια ακραία μορφή του, να οδηγήσει ακόμα και στη χρεοκοπία. Βέβαια, θα πρέπει να τονιστεί ότι αυτή η ακραία μορφή του κινδύνου ρευστότητας είναι συχνά αποτέλεσμα των άλλων κινδύνων. Εντούτοις, η αντιμετώπισή του δεν θεωρείται μια διαδικασία ιδιαίτερα δύσκολη και επίπονη. Πιο συγκεκριμένα, η διαχείριση του κινδύνου ρευστότητας είναι αποτελεσματική στο πλαίσιο της εφαρμογής της διαχείρισης ενεργητικού-παθητικού (Asset –Liability Management –ALM, Kosmidou and Zopounidis, 2004).

Σκοπός των τραπεζικών ιδρυμάτων, όπως προαναφέρθηκε, είναι να υπάρχουν ρευστά και ποιοτικά περιουσιακά στοιχεία, έτσι ώστε να καλύπτονται τα “κενά ρευστότητας” (Liquidity Gaps), είτε με ρευστοποίηση των υπαρχόντων περιουσιακών στοιχείων, είτε με άντληση ρευστών κεφαλαίων σε λογικό κόστος, λόγω της καλής ποιότητας των υπαρχόντων περιουσιακών στοιχείων που προσδίδουν καλή πιστοληπτική ικανότητα (Matz and Neu,2007).

1.2.4 Λειτουργικός και Τεχνολογικός Κίνδυνος

Ο λειτουργικός κίνδυνος λαμβάνει χώρα στο πλαίσιο της λειτουργίας όλων των επιχειρήσεων. Μάλιστα, με την εξάπλωση και τη χρήση νέων τεχνολογιών και καινοτομιών σχεδόν σε όλους τους κλάδους της οικονομίας, ο λειτουργικός κίνδυνος έχει αποκτήσει μια ιδιαίτερη σημασία στο γενικότερο πλαίσιο της διαχείρισης κινδύνων.

Ο λειτουργικός κίνδυνος αναφέρεται στις απώλειες που μπορεί να προκύψουν από ανεπαρκή ή αποτυχημένη εσωτερική διαδικασία του χρηματοπιστωτικού οργανισμού, κακή λειτουργία των συστημάτων, ανθρώπινων σφαλμάτων, αποτυχιών της διαχείρισης και ενδεχόμενων δυσχερειών μεταξύ των βασικών παραγόντων της εταιρικής διοίκησης, καθώς επίσης και από άλλους εξωγενείς παράγοντες.

Ένα σημαντικό είδος λειτουργικού κινδύνου αναφέρεται στον τεχνολογικό κίνδυνο, δηλαδή στον κίνδυνο βλάβης ή ανεπάρκειας των τεχνολογικών συστημάτων. Πιο

συγκεκριμένα, ο τεχνολογικός κίνδυνος προκύπτει όταν η επένδυση στην τεχνολογία, όπως είναι τα ηλεκτρονικά συστήματα, δεν αποφέρει τις αναμενόμενες οικονομίες εξόδων. Αυτό σημαίνει ότι υπάρχει ανάγκη προστασίας των συστημάτων από ενδογενείς δυσχέρειες ή εξωτερικές παρεμβάσεις. Άλλες όψεις του λειτουργικού κινδύνου περιλαμβάνουν γεγονότα όπως πυρκαγιές, σεισμούς ή άλλες φυσικές καταστροφές.

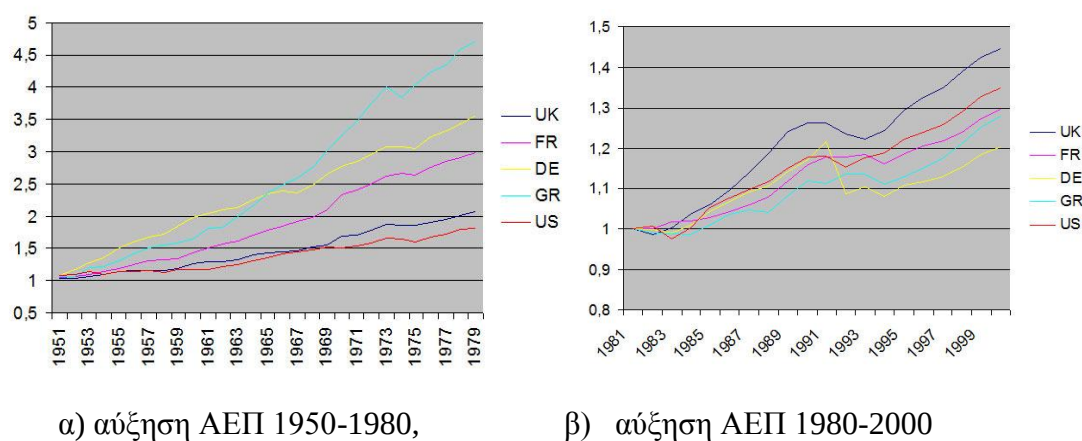
Για τη μέτρηση του λειτουργικού κινδύνου χρησιμοποιούνται ιστορικά στοιχεία αναφορικά με διάφορα γεγονότα που προκάλεσαν απώλειες, καθώς και το μέγεθος των απωλειών. Επίσης, χρησιμοποιούνται και ποιοτικά στοιχεία, όπως γνώμες ειδικών σχετικά με την ποιότητα και το είδος των πληροφοριακών συστημάτων που χρειάζεται μια επιχείρηση τόσο για τις κλασικές της λειτουργίες (παραγωγή, πωλήσεις, προσωπικό, λογιστήριο κτλ) όσο και για τις μετρήσεις των κινδύνων της (Jorion,2009).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο

ΠΙΣΤΩΤΙΚΗ ΔΙΑΒΑΘΜΙΣΗ

2.1 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ

Η Ελληνική οικονομία αναπτύχθηκε ταχύτατα μετά τον Δεύτερο Παγκόσμιο πόλεμο και τον εμφύλιο. Η συνεχής σύγκλιση με τις αναπτυγμένες δυτικές χώρες όμως διακόπηκε κατά το 1980 για να ξαναρχίσει το 1995 περίπου. Στα γραφήματα που παρατίθενται στη συνέχεια (Σχήμα 2.1) , υπάρχει μια ενδεικτική σύγκριση της ανάπτυξης στην Ελλάδα συγκριτικά με άλλες χώρες, με έτη βάσης το 1950 και 1980.



Σχήμα 2.1: Αύξηση ΑΕΠ (πηγή: Wikipedia¹)

Όπως φαίνεται και στα γραφήματα όταν η καμπύλη μιας χώρας είναι υψηλότερη από μιας άλλης πλουσιότερης έχουμε σύγκλιση, ενώ στην αντίθετη περίπτωση έχουμε απόκλιση. Βλέπει κανείς ότι το από το 1965 περίπου η Ελλάδα ξεπερνάει ακόμα και την Γερμανία σε ταχύτητα ανόδου. Αντίθετα μετά το 1980 η Ελλάδα μένει τελευταία, πίσω και από τις αρκετά πιο πλούσιες ΗΠΑ. Η κατάσταση βελτιώνεται λίγο το 1989 και ακόμα περισσότερο τη διετία 1995-1996. Σήμερα το Ελληνικό ΑΕΠ κατά κεφαλήν σε μονάδες αγοραστικής δύναμης βρίσκεται περίπου στο 98% του μέσου όρου της ΕΕ25. Στις 1 Ιανουαρίου 2002 οι δώδεκα τότε χώρες της ευρωζώνης με την Ελλάδα να εντάσσεται τελευταία απέκτησαν κοινό νόμισμα, το ευρώ. Η ένταξη της Ελλάδας στη ζώνη του ευρώ έγινε το 2001 μετά την επιτυχή πορεία σύγκλισης των

¹ http://el.wikipedia.org/wiki/Οικονομία_της_Ελλάδας

δημοσιονομικών μεγεθών και την ικανοποίηση κατά τη διάρκεια του 2000 των (τεσσάρων από τα πέντε) κριτηρίων της συνθήκης του Μάαστριχτ (πληθωρισμός, έλλειμμα γενικής κυβέρνησης, δημόσιο χρέος, μηχανισμός συναλλαγματικών ισοτιμιών, μακροπρόθεσμο επιτόκιο δανεισμού). Το ακαθάριστο προϊόν συνέχισε να αυξάνεται με ρυθμούς άνω του ευρωπαϊκού μέσου όρου εν μέρει λόγω των επενδύσεων σε υποδομές σχετιζόμενες με τους Ολυμπιακούς αγώνες του 2004, αλλά και λόγω της ευκολίας πρόσβασης σε πιστώσεις για καταναλωτικές δαπάνες. Ωστόσο η Ελλάδα από το 2001 έως και το 2005 βρέθηκε να παραβιάζει το κριτήριο για έλλειμμα κάτω από 3% του Συμφώνου Σταθερότητας (το οποίο έχει σκοπό να διασφαλίζει ότι τα κράτη μετά την ένταξη στην ευρωζώνη και την ικανοποίηση των κριτηρίων του Μάαστριχτ, συνεχίζουν να τα τηρούν).

Από τα τέλη του 2009 και αρχές 2010, εξαιτίας συνδυασμού διεθνών (οικονομική κρίση) και τοπικών (ανεξέλεγκτες δαπάνες κατά την περίοδο μέχρι τις εκλογές του 2009) παραγόντων η Ελληνική οικονομία αντιμετωπίζει σοβαρά προβλήματα, καθώς έχει το δεύτερο μεγαλύτερο ετήσιο έλλειμμα κρατικού προϋπολογισμού και το δεύτερο μεγαλύτερο δημόσιο χρέος στην Ευρωπαϊκή Ένωση. Συνέπεια της δύσκολης αυτής κατάστασης που πλήττει τη χώρα μας είναι η ανεργία και η φτώχεια να αυξάνονται με ταχύτατους ρυθμούς ενώ τομείς που αποτελούν ραχοκοκαλιά της ελληνικής οικονομίας όπως ο τουρισμός, η γεωργία, η βιομηχανία και το εμπόριο βρίσκονται σε οικονομικό αδιέξοδο.

2.2 ΤΙ ΕΙΝΑΙ Η ΠΙΣΤΩΣΗ

Από την εποχή που οι άνθρωποι άρχισαν να επικοινωνούν, είναι βέβαιο ότι άρχισαν να δανείζονται και να πληρώνουν. Η πρώτη καταγεγραμμένη περίπτωση πίστωσης χρονολογείται από την αρχαία Βαβυλώνα. Η ανάπτυξη της μεσαιας τάξης το 1800 οδήγησε στη δημιουργία των πρώτων ιδιωτικών τραπεζών οι οποίες ήταν πρόθυμες να δώσουν επιταγές για τη χρηματοδότηση επιχειρήσεων και για τα έξοδα επιβίωσης των καταναλωτών. Παρόλαυτα, αυτή η αρχή της καταναλωτικής πίστης περιοριζόταν σε ένα μικρό ποσοστό πληθυσμού. Η πραγματική επανάσταση άρχισε το 1920 όταν οι καταναλωτές άρχισαν να αγοράζουν αυτοκίνητα. Οικονομικές εταιρείες αναπτύχθηκαν για να καλύψουν αυτή την ανάγκη και βίωσαν γρήγορη ανάπτυξη

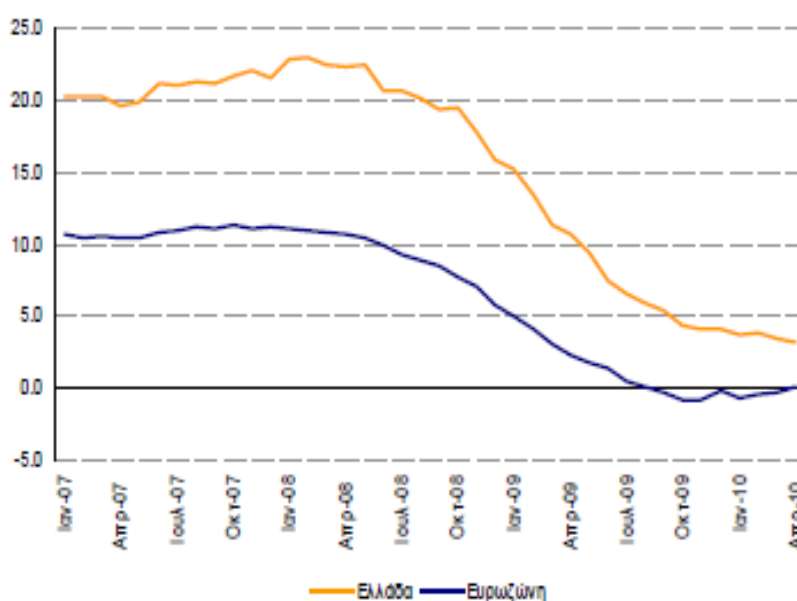
μέχρι το ξέσπασμα του 2^{ου} Παγκόσμιου Πολέμου. Στη διάρκεια του δεύτερου μισού του 20^{ου} αιώνα , ο δανεισμός προς τους καταναλωτές εκτινάχθηκε. Η καταναλωτική πίστη είχε τη μεγαλύτερη ανάπτυξη σε οποιοδήποτε τομέα δραστηριότητας. Ο ερχομός των πιστωτικών καρτών το 1960 έκανε πιο εμφανή αυτή την ανάπτυξη και είναι δύσκολο στις μέρες να λειτουργήσει μια κοινωνία χωρίς αυτές καθώς πολλές συναλλαγές μπορούν να γίνουν μόνο με τη χρήση πιστωτικών καρτών (Thomas et al.,2002).

Πίστωση είναι η παροχή πόρων (όπως η χορήγηση δανείων), από ένα μέρος σε άλλο μέρος, όπου το δεύτερο μέρος δεν θα επιστρέψει στο πρώτο τα χρήματα άμεσα, δημιουργώντας έτσι ένα χρέος , φροντίζοντας, να αποδώσει ή να επιστρέψει τους εν λόγω πόρους (χρέος) , σε μεταγενέστερη ημερομηνία. Είναι οποιαδήποτε μορφή προθεσμιακής πληρωμής. Το πρώτο μέρος ονομάζεται πιστωτής ενώ το δεύτερο μέρος ονομάζεται οφειλέτης . Η πίστωση εξαρτάται από τη φήμη ή την πιστοληπτική ικανότητα του φορέα ο οποίος αναλαμβάνει την ευθύνη για τα δάνεια. Η έννοια πίστωση μπορεί να εφαρμοστεί στο πλαίσιο ανταλλαγής οικονομιών με βάση την άμεση ανταλλαγή των αγαθών και υπηρεσιών, ενώ ορισμένοι θα πάνε τόσο μακριά ώστε να υποστηρίζουν ότι η αληθινή φύση του χρήματος περιγράφεται καλύτερα με αναπαράσταση των σχέσεων πιστωτικού χρέους που υπάρχουν στην κοινωνία (Ingham 2004 σ.12-19). Η λέξη πίστωση χρησιμοποιείται συχνά στις εμπορικές συναλλαγές με τον όρο εμπορική πίστη όταν πρόκειται για την έγκριση καθυστερημένων πληρωμών για αγαθά που αγοράζονται. Τέλος οι εταιρείες προσφέρουν συχνά πίστωση στους πελάτες τους ως μέρος του όρου συμφωνίας αγοράς ενώ πολλές φορές οργανισμοί προσλαμβάνουν στελέχη για να προσφέρουν πίστωση στους πελάτες τους. Ο όρος πίστωση όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως αναφέρεται στη χορήγηση δανείων με πιο σημαντικά τα καταναλωτικά και επιχειρηματικά δάνεια. Προτού γίνει μια πιο λεπτομερής ανάλυση στην επόμενη παράγραφο, των δύο πιο σημαντικών κατηγοριών δανείων που αναφέρθηκαν προηγουμένως , θα σχολιάσουμε τη πορεία της πιστωτικής επέκτασης από το 2004 έως το 2010 τόσο σε Ελλάδα όσο και σε Ευρώπη .

Σύμφωνα με πηγές της Τράπεζας της Ελλάδος και της Ελληνικής Στατιστικής Αρχής την τριετία 2004-2007 παρατηρείται μια μικρή αύξηση στη χορήγηση δανείων και

συγκεκριμένα η ετήσια ποσοστιαία μεταβολή των δανείων από 19,8% που ήταν μέχρι το 2004 ανήλθε σε 21,2% το 2005 και 21,1% το 2006 για την Ελλάδα ενώ για την Ευρωζώνη οι αντίστοιχες μεταβολές ήταν από 7,1% το 2004 σε 9,2% το 2005 και 10,8% το 2006.

Για την πρόσφατη τριετία 2007-10 όπως φαίνεται και στο (Σχήμα 2.2) η ετήσια ποσοστιαία μεταβολή της χορήγησης δανείων στην Ελλάδα μειώθηκε το 2007 κατά 0,8 % ενώ της Ευρωζώνης κατά 0,2%. Τα ποσοστά αυτά παραμένουν σχεδόν σταθερά με πολύ μικρές αυξήσεις έως τον Ιούλιο του 2008 ενώ στη συνέχεια υπάρχει σημαντική μείωση στις χορηγήσεις δανείων σε όλη την Ευρωζώνη και την Ελλάδα λόγω και της κρίσης με τιμές να φτάνουν κοντά στο 3,5 % για την Ελλάδα και κάτω από το μηδέν για την Ευρωζώνη τον Απρίλιο του 2010. Το γεγονός αυτό επιβεβαιώνει πόσο πλήττονται και τα τραπεζικά ιδρύματα από την δυσχερή οικονομική κατάσταση που βιώνουμε.



Σχήμα 2.2: Σύνολο δανείων (ετήσια % μεταβολή): (πηγή: Έρευνα της Τράπεζας Πειραιώς²)

2.3. ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΙΚΑ ΚΑΙ ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΑ ΔΑΝΕΙΑ

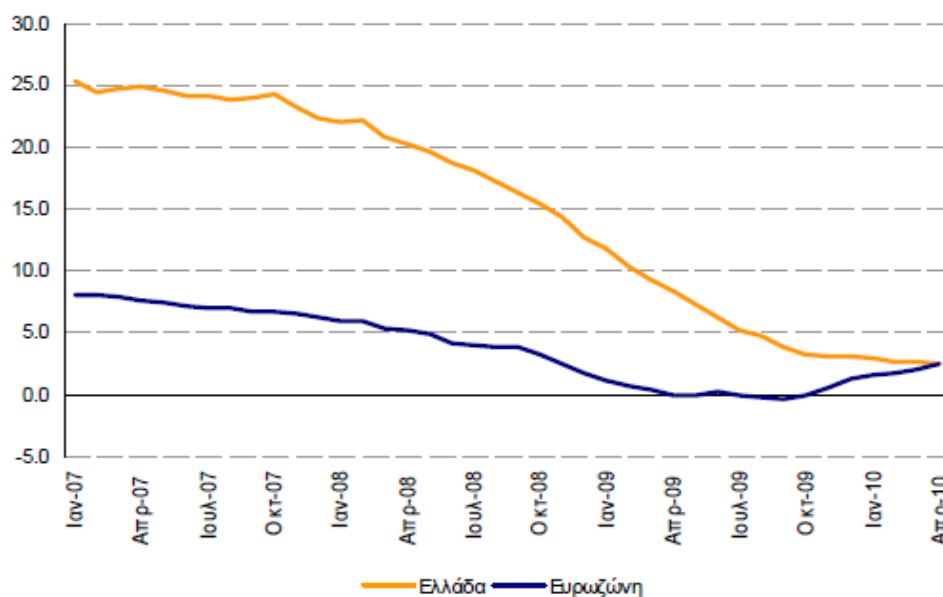
2.3.1 Καταναλωτικά δάνεια

Το καταναλωτικό χρέος μπορεί να οριστεί ως τα χρήματα, αγαθά ή υπηρεσίες που παρέχονται σε ένα άτομο αντί της πληρωμής. Κοινές μορφές καταναλωτικής πίστης περιλαμβάνουν τις πιστωτικές κάρτες, κάρτες καταστημάτων, τη χρηματοδότηση αυτοκινήτων, τα προσωπικά δάνεια, τα καταναλωτικά δάνεια και υποθήκες. Πρόκειται για έναν ευρύ ορισμό της καταναλωτικής πίστης και αντιστοιχεί με τον ορισμό της Τράπεζας της Αγγλίας "Δάνεια σε ιδιώτες". Δεδομένου του μεγέθους και της φύσης της αγοράς ενυπόθηκων δανείων, πολλοί παρατηρητές κατατάσσουν τον ενυπόθηκο δανεισμό ως χωριστή κατηγορία των προσωπικών δανείων και, ως εκ τούτου η ενυπόθηκη στεγαστική πίστη εξαιρείται από ορισμένους ορισμούς της καταναλωτικής πίστης όπως αυτή που εγκρίθηκε από την Federal Reserve των ΗΠΑ³).

Στο σημείο αυτό, παρουσιάζεται πιο αναλυτικά η ποσοστιαία μεταβολή των καταναλωτικών δανείων τη τελευταία τριετία 2004-2007 τόσο στην Ελλάδα όσο και στην Ευρωζώνη. Σύμφωνα με πηγές της Τράπεζας της Ελλάδος και της Ελληνικής Στατιστικής Αρχής παρατηρείται μια μικρή αύξηση της ποσοστιαίας μεταβολής των καταναλωτικών δανείων από 30,4% σε 31% τη διετία 2004-2005 για την Ελλάδα καθώς και για την Ευρωζώνη την ίδια διετία από 7,9% σε 9,4%. Είναι γεγονός όπως και στη μεταβολή των συνολικών δανείων ότι η Ελλάδα όπως φαίνεται υπερβαίνει κατά πολύ στη χορήγηση καταναλωτικών δανείων την Ευρωζώνη όχι μόνο τη τριετία 2004-2007 αλλά και τις χρονιές 2007-2010 όπως παρουσιάζεται και στη συνέχεια. Το 2005-2006 παρατηρείται μείωση στην ετήσια ποσοστιαία μεταβολή δανείων τόσο στην Ελλάδα από 31% σε 25,7% όσο και στην Ευρωζώνη από 9,4% σε 8,2%. Από το 2006 έως το 2007 δεν υπάρχουν αξιοσημείωτες μεταβολές στα ποσοστά και για τις δύο πλευρές ενώ από το 2007 (Σχήμα 2.3) αρχίζουν να φαίνονται τα σημάδια της κρίσης με μικρές συνεχόμενες πτώσεις από τον Ιανουάριο του 2007 έως τον Ιανουάριο του 2008 τόσο σε Ελλάδα όσο και στην Ευρωζώνη που αρχίζουν να

³ [http://en.wikipedia.org/wiki/Credit_\(finance\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Credit_(finance))

γίνονται εντονότερες στη συνέχεια φτάνοντας σε ποσοστά 2,7% για την Ελλάδα και 2,1% για την Ευρωζώνη. Παρατηρώντας τις πλήρες αναλύσεις της Τράπεζας της Ελλάδος⁴ συμπεραίνεται ότι τα δάνεια των νοικοκυριών χωρίζονται σε τις τρεις κατηγορίες που είναι τα στεγαστικά, τα καταναλωτικά και τα λοιπά καταναλωτικά δάνεια. Όσον αφορά τις προτιμήσεις των καταναλωτών παρατηρείται ότι τα στεγαστικά δάνεια έρχονται με μεγάλη διαφορά έναντι των υπολοίπων κατηγοριών στη πρώτη θέση προτίμησης των καταναλωτών σε σχέση με τα υπόλοιπα δάνεια των νοικοκυριών τόσο στη Ελλάδα όσο και στην Ευρωζώνη. Στη δεύτερη θέση προτίμησης έρχονται τα καταναλωτικά δάνεια τόσο στην Ελλάδα όσο και την Ευρωζώνη ενώ στη τελευταία θέση με μικρό ποσοστό προτίμησης σε σχέση με τα άλλα δύο είδη δανείων για την Ελλάδα αλλά μεγαλύτερο ποσοστό για την Ευρωζώνη που πλησιάζει χωρίς να υπερέχει τα καταναλωτικά, έρχονται τα λοιπά καταναλωτικά δάνεια.



Σχήμα 2.3: Δάνεια προς νοικοκυριά (ετήσια % μεταβολή): (πηγή: Έρευνα της Τράπεζας Πειραιώς⁵)

⁴ Πηγή : Τράπεζα της Ελλάδος, ΕΛΣΤΑΤ, Piraeus Bank Research, Ιούλιος 2010
http://www.piraeusbank.gr/Documents/internet/Economic_Research/Credit_reports/2010/July_gr.pdf

⁵http://www.piraeusbank.gr/Documents/internet/Economic_Research/Economic_Indicators_Bulletin/2010/greece_June_gr.pdf

2.3.2 Επιχειρηματικά δάνεια

Τα επιχειρηματικά δάνεια είναι χρηματοδοτικά προγράμματα ειδικά σχεδιασμένα για την κάλυψη αναγκών που προκύπτουν κατά την άσκηση μιας επαγγελματικής ή επιχειρηματικής δραστηριότητας. Τα επιχειρηματικά δάνεια απευθύνονται κατά κανόνα σε μικρομεσαίους, σε επιχειρήσεις με ετήσιο τζίρο έως 10.000.000 Ευρώ.

Οι κυριότερες κατηγορίες των επιχειρήσεων που αφορούν είναι οι εξής⁶:

- α) Οι επιχειρήσεις χονδρικού εμπορίου
- β) Οι κάθε μορφής βιοτεχνικές επιχειρήσεις
- γ) Οι μικρές βιομηχανίες
- δ) Οι επιχειρήσεις λιανικού εμπορίου
- ε) Οι επιχειρήσεις παροχής υπηρεσιών
- στ) Οι ελεύθεροι επαγγελματίες
- ζ) Οι μικρές τουριστικές μονάδες
- η) Οι κατασκευαστικές επιχειρήσεις κλπ.

Τα επιχειρηματικά δάνεια καλύπτουν τις βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες αλλά και μακροπρόθεσμες ανάγκες των επιχειρήσεων και επαγγελματιών.

Οι κυριότερες μορφές αυτών είναι οι χορηγήσεις :

- α) για κεφάλαια κίνησης

⁶Πηγή:e-unico http://www.eunico.gr/index.php?option=com_content&view=article&id=76&Itemid=99

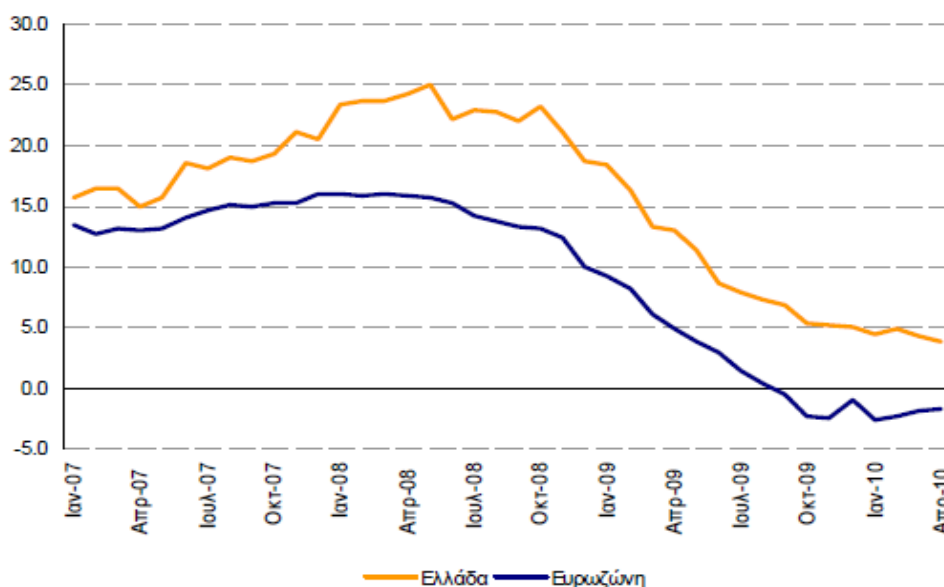
β) για επαγγελματικό εξοπλισμό και αυτοκίνητα και

γ) για επαγγελματική στέγη

Η πορεία της ετήσιας μεταβολής των επιχειρηματικών δανείων δε διαφέρει και πολύ από αυτήν των δανείων των νοικοκυριών και του συνόλου των δανείων που αναλύθηκε στις προηγούμενες παραγράφους. Συγκεκριμένα, τη διετία 2004-2005 παρατηρείται μια μικρή αύξηση της ετήσιας ποσοστιαίας μεταβολής των επιχειρηματικών δανείων από 13,1% σε 14% για την Ελλάδα και από 4,6% σε 9% για την Ευρωζώνη. Η ποσοστιαία επιτάχυνση της χορήγησης δανείων συνεχίζεται και τη διετία 2005-2006 με τιμές να φτάνουν το 12,9% στην Ευρωζώνη και το 17,2% στην Ελλάδα. Οι μεταβολές αυτές παραμένουν σχεδόν σταθερές μέχρι τις αρχές του 2007 με μια μικρή επιβράδυνση 0,7% για την Ελλάδα και μια μικρή επιτάχυνση 0,2% για την Ευρωζώνη. Όπως φαίνεται και στο παρακάτω διάγραμμα (Σχήμα 2.4) από το 2007 και μετά ο ρυθμός χορήγησης επιχειρηματικών δανείων αυξάνεται ραγδαία τόσο στην Ελλάδα όσο και στην Ευρωζώνη φθάνοντας έως και το 25% στην Ελλάδα και το 11% στην Ευρωζώνη τον Απρίλιο του 2008. Η επιβράδυνση όμως δεν αργεί να έρθει και για τις δύο πλευρές λόγω και της κρίσης με τις μεταβολές να παίρνουν πολύ χαμηλές τιμές που φθάνουν μόλις το 4,3% για την Ελλάδα και -1,9% για την Ευρωζώνη τον Απρίλιο του 2010. Είναι γεγονός ότι όλο και περισσότερες επιχειρήσεις βάζουν λουκέτο με τη πάροδο του χρόνου αφού δε μπορούν να ανταπεξέλθουν οικονομικά και οι τράπεζες με τη σειρά τους αδυνατούν να τις βοηθήσουν να ορθοποδήσουν. Αξίζει να σημειωθεί ότι σύμφωνα με έρευνες⁷ για τα έτη 2009-2010 σχετικά με τη χορήγηση επιχειρηματικών δανείων προκύπτει η εξής κατάταξη των διαφόρων τομέων κατά σειρά προτεραιότητας: Τη πρώτη θέση και επομένως τη μεγαλύτερη χρηματοδότηση από τις Ελληνικές τράπεζες κατέχει το εμπόριο, τη δεύτερη με λίγη διαφορά η βιομηχανία, τη τρίτη οι κατασκευές, τη τέταρτη η ναυτιλία, τη πέμπτη ο τουρισμός, την έκτη τα υπόλοιπα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, την έβδομη οι επικοινωνίες και μεταφορές πλην της ναυτιλίας την όγδοη οι τομείς ηλεκτρισμός- φωταέριο- ύδρευση και τέλος τη μικρότερη δανειοδότηση έχει η γεωργία.

⁷ Πηγή : Τράπεζα της Ελλάδος, ΕΛΣΤΑΤ, Πίνακας Ιούλιος 2010

http://www.piraeusbank.gr/Documents/internet/Economic_Research/Credit_reports/2010/July_gr.pdf



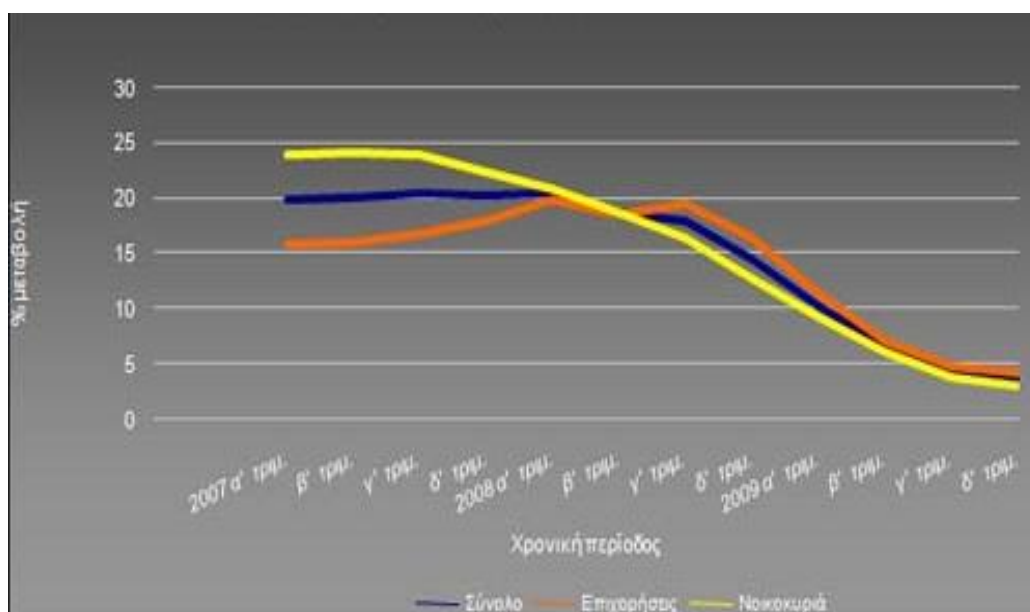
Σχήμα 2.4 : Επιχειρηματικά δάνεια (ετήσια % μεταβολή): (πηγή: Έρευνα της Τράπεζας Πειραιώς⁸)

Τελειώνοντας την αναφορά στις τρεις κατηγορίες δανείων παρατίθεται ένα διάγραμμα από το site της Ελληνικής Ένωσης Τραπεζών (Σχήμα 2.5) όπου φαίνεται η ποσοστιαία μεταβολή στην Ελλάδα τα έτη 2007-2009 του συνόλου των δανείων, των επιχειρηματικών καθώς και των καταναλωτικών δανείων σε ένα ενιαίο διάγραμμα που επιτρέπει τη μεταξύ τους σύγκριση. Τη πρωτιά κατέχουν τα δάνεια σε νοικοκυριά που έχουν 25% ποσοστιαία μεταβολή από το έτος 2006 μέχρι το 2007 ενώ τα επιχειρηματικά δάνεια έχουν μόλις 15% ποσοστιαία μεταβολή τη διετία 2006-2007. Η ραγδαία ποσοστιαία επιβράδυνση της χορήγησης δανείων είναι εμφανής τα επόμενα χρόνια.

Συνοψίζοντας, δεν αμφισβητείται σήμερα ότι η πίστωση αποτελεί κεντρικό χαρακτηριστικό της οικονομικής ζωής μιας χώρας. Χωρίς αυτήν οι οικονομικές μονάδες δεν θα ήταν σε θέση να ξοδέψουν χρήματα τα οποία δεν διαθέτουν, χρησιμοποιώντας το μελλοντικό τους εισόδημα, για να μπορέσουν να καλύψουν τις σημερινές τους ανάγκες.

⁸http://www.piraeusbank.gr/Documents/internet/Economic_Research/Economic_Indicators_Bulletin/2010/greece_June_gr.pdf

Ο δανεισμός, ωστόσο, σε οποιαδήποτε μορφή του, περιλαμβάνει την έννοια της αβεβαιότητας και του κινδύνου. Τα Πιστωτικά Ιδρύματα (Π.Ι.) γνωρίζουν εκ των προτέρων ότι ένα μέρος από το σύνολο των οφειλετών τους είτε θα δυσκολευτούν, είτε ακόμη δε θα μπορέσουν να αποπληρώσουν τις δανειακές τους υποχρεώσεις. Για το λόγο αυτό οφείλουν να αντιμετωπίζουν οποιαδήποτε μορφή κινδύνου και να διαθέτουν κατάλληλα εργαλεία και τεχνικές ασφαλούς πρόβλεψης της μελλοντικής πορείας της πίστωσης για κάθε δυνητικό πελάτη. Για δε την αγορά των πιστωτικών καρτών πρέπει να λαμβάνεται υπόψη ο μεγάλος αριθμός μικρών δανείων, τα οποία οι δανειστές οφείλουν να χορηγούν με γνώμονα την αποφυγή της υπερχρέωσης των πελατών τους (Ζοπουνίδης και Λεμονάκης, 2009).



Σχήμα 2.5 : Δάνεια προς τις εγχώριες επιχειρήσεις και νοικοκυριά: (πηγή: site Ελληνικής Ένωσης Τραπεζών⁹)

2.4 Η ΠΙΣΤΩΤΙΚΗ ΔΙΑΒΑΘΜΙΣΗ (Credit Scoring)

Ενώ η ιστορία της πίστωσης χρονολογείται 5000 χρόνια πίσω, η ιστορία της πιστωτικής διαβάθμισης είναι μόλις 50 χρονών. Η πιστωτική διαβάθμιση είναι μια

⁹ <http://www.hba.gr/Index.asp?Menu=4>

από τις πιο επιτυχημένες εφαρμογές μοντέλων από τα πεδία της στατιστικής και της επιχειρησιακής έρευνας στην οικονομία και τις τραπεζικές λειτουργίες.

Η πιστωτική διαβάθμιση βασίζεται στην ανάπτυξη μοντέλων αποφάσεων που βοηθούν τους πιστωτές στην αξιολόγηση αιτήσεων δανειοδότησης. Οι τεχνικές πιστωτικής διαβάθμισης αποτιμούν τον πιστωτικό κίνδυνο κάθε πελάτη. Μερικές φορές θεωρείται ότι η πιστωτική διαβάθμιση μετρά την πιστωτική αξία κάθε πελάτη αλλά αυτό δεν είναι αλήθεια. Η πιστωτική αξία δεν είναι ένα χαρακτηριστικό κάποιου καταναλωτή όπως το ύψος, το βάρος ή ακόμη και το εισόδημα. Είναι μια αποτίμηση από το πιστωτή για το δανειζόμενο και αντανακλά τις περιστάσεις και των δύο καθώς και την άποψη του πιστωτή για πιθανά μελλοντικά οικονομικά σενάρια. Έτσι μερικοί πιστωτές θα αποτιμήσουν έναν πελάτη ως άξιο πίστωσης και ως όχι. Ένας μακροπρόθεσμος κίνδυνος της πιστωτικής διαβάθμισης είναι ότι δεν λαμβάνει υπόψη τη περίπτωση των καταναλωτών που μπορούν να λαμβάνουν πίστωση από όλους τους πιστωτές και αυτών που δεν μπορούν. Ο χαρακτηρισμός κάποιου ως ανάξιου πίστωσης προκαλεί δυσαρέσκεια. Είναι καλύτερα για το πιστωτή να είναι αληθινός δηλώνοντας ότι ο δανεισμός του συγκεκριμένου καταναλωτή δημιουργεί ένα ρίσκο που δεν επιθυμεί να πάρει.

Ο πιστωτής πρέπει να πάρει δυο ειδών αποφάσεις : πρώτον, εάν θα χορηγήσει δάνειο σε έναν νέο αιτούντα και δεύτερον πως θα χειριστεί τους ήδη υπάρχοντες αιτούντες, συμπεριλαμβανομένου εάν θα αυξήσει τα πιστωτικά τους όρια. Οι τεχνικές που βοηθούν στην πρώτη απόφαση ονομάζονται πιστωτική διαβάθμιση (Credit Scoring) ενώ οι τεχνικές που βοηθούν το στη δεύτερη απόφαση λέγονται διαβάθμιση συμπεριφοράς(Behavioral Scoring).

Και στις δύο περιπτώσεις, σε οποιαδήποτε τεχνική χρησιμοποιείται, το σημαντικότερο είναι ότι υπάρχει ένα μεγάλο δείγμα προηγούμενων καταναλωτών με τις λεπτομερές αιτήσεις τους και με διαθέσιμο το επακόλουθο ιστορικό της πιστωτικής τους δραστηριότητας. Όλες αυτές οι τεχνικές χρησιμοποιούν το δείγμα για να προσδιορίσουν τις συνδέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών των καταναλωτών και πόσο “ καλό ” ή “κακό” είναι το επακόλουθο τους ιστορικό. Μερικές από τις μεθόδους οδηγούν σε μια καρτέλα αναγραφής σκορ , όπου τα χαρακτηριστικά δίνουν

ένα σκορ και το συνολικό σκορ δείχνει εάν ο κίνδυνος να είναι ένας καταναλωτής κακός είναι τόσο μεγάλος για να γίνει αποδεκτός. Άλλες τεχνικές δεν οδηγούν σε αυτές τις καρτέλες αναγραφής σκορ αλλά αντιθέτως δείχνουν αμέσως τη πιθανότητα ένας πελάτης να είναι καλός και επομένως να αξίζει το κόπο η δανειοδότηση του. Αν και αυτές οι προσεγγίσεις δεν έχουν καρτέλες αναγραφής σκορ είναι και αυτές γνωστές με το όνομα πιστωτική διαβάθμιση και διαβάθμιση συμπεριφοράς.

2.5 ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΙΣΤΟΛΗΠΤΙΚΗΣ ΔΙΑΒΑΘΜΙΣΗΣ (Credit Scoring)

2.5.1 Γενικά

Η εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου βρίσκεται στο επίκεντρο των γεγονότων στον επιχειρηματικό και χρηματοοικονομικό χώρο εδώ και πάρα πολλά χρόνια, παρουσιάζοντας σημαντικό ενδιαφέρον τόσο για τους επιστήμονες του χώρου όσο και για τους επαγγελματίες (πιστωτικούς και χρηματοοικονομικούς αναλυτές, επενδυτές, κá). Χαρακτηριστικό της σημασίας του θέματος αυτού στον Ελλαδικό χώρο, αποτελεί η αύξηση του αριθμού των επιχειρήσεων που σταματούν τις δραστηριότητες τους κηρύσσοντας πτώχευση (η πτώχευση είναι άμεσα συνυφασμένη με την έννοια του πιστωτικού κινδύνου). Πρόσφατη έρευνα της Creditreform¹⁰ (Πίνακας 2.1) έδειξε ότι το 2009 οι περισσότερες χώρες της Ευρώπης υποφέρουν από ένα πραγματικό κύμα χρεοκοπιών. Τη μεγαλύτερη αύξηση εταιρικών χρεοκοπιών έχει η Ισπανία με 4.900 χρεοκοπίες το 2009 έναντι των 869 το 2005. Τη δεύτερη θέση κατέχει η Ιρλανδία με τις χρεοκοπίες των εταιρειών της να ανέρχονται στις 1400 το 2009 ενώ το 2005 327. Στην Ελλάδα παρατηρείται σταδιακή μείωση με 612 πτωχεύσεις το 2005 και 360 το 2009. Ο μεγαλύτερος αριθμός εταιρικών χρεοκοπιών το έτος 2009 παρατηρείται στην Γαλλία με συνολικό αριθμό 55.800 περιπτώσεων δεύτερη τη Γερμανία με 34.300 περιπτώσεις και τρίτη τη Μεγάλη Βρετανία με 20.300 χρεοκοπίες. Είναι σημαντικό να ληφθεί υπόψη ότι η συνολική εικόνα είναι κατά κάποιο τρόπο παραπλανητική καθώς τα στατιστικά χρεοκοπίας δεν είναι εντελώς συγκρίσιμα μεταξύ διαφορετικών κρατών . Για παράδειγμα σε μερικές χώρες όπως στη Γερμανία κάποιες εταιρείες αποφάσισαν “εθελοντικό” κλείσιμο για να

¹⁰ www.creditreform.it

αποφύγουν περιπτώσεις πτώχευσης γεγονός που δεν απεικονίζεται στα στατιστικά χρεοκοπίας. Η προσωπική χρεοκοπία είναι ένα φαινόμενο το οποίο αν και δεν είναι ακόμη εμφανές στη χώρα μας παρουσιάζει αύξηση από χρονιά σε χρονιά σε κάποιες χώρες τις Ευρώπης. Σε αυτές τις χώρες που καταγράφηκαν τέτοια περιστατικά, ο συνολικός αριθμός προσωπικών χρεοκοπιών ανήλθε στις 361.000 περίπου περιπτώσεις. Συγκεκριμένα στη πρώτη θέση βρίσκεται το Ηνωμένο Βασίλειο με 156.850 ιδιώτες να κηρύττουν πτώχευση το έτος 2009 ενώ τη δεύτερη θέση κατέχει η Γερμανία με 127.500 προσωπικές πτωχεύσεις και τη τρίτη η Γαλλία με 42.650 περιπτώσεις. Οι Ολλανδία, Ελβετία και Σουηδία είναι οι τρεις Ευρωπαϊκές χώρες που κατάφεραν να μειώσουν τις προσωπικές τους πτωχεύσεις το έτος 2009 σε σύγκριση με το 2008.

	2009	2008	2007	2006	2005
Αυστρία	7050	6500	6362	6854	7136
Βέλγιο	9430	8476	7678	7617	7878
Δανία	5600	3709	2401	1987	2497
Φινλανδία	3310	2612	2254	2285	2278
Γαλλία	55800	49723	42532	40360	41930
Γερμανία	34300	29580	29150	34040	36850
Ελλάδα	360	359	524	532	612
Ιρλανδία	1400	773	363	304	327
Ιταλία	9098	6498	5518	8827	17150
Λουξεμβούργο	698	590	680	634	682
Ολλανδία	10500	6847	7952	5941	6780
Νορβηγία	5100	3637	2845	3032	3540
Πορτογαλία	4450	3267	2123	2400	2300
Ισπανία	4900	2528	880	853	869
Σουηδία	7600	6298	5791	5243	5865
Ελβετία	5215	4222	4314	4528	4751
Ηνωμένο Βασίλειο	20300	16268	12893	13686	13462
Σύνολο	185111	151887	134260	139123	154907

Πίνακας 2.1: Εταιρικές χρεωκοπίες στην δυτική Ευρώπη (πηγή: Έρευνα της Creditreform Economic Research Unit)

Η έρευνα για την ανάπτυξη αξιόπιστων μεθοδολογιών εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου και πρόβλεψης της πτώχευσης επιχειρήσεων σημείωσε σημαντικά βήματα προόδου, κυρίως μετά τα τέλη της δεκαετίας του 1960 δίνοντας έμφαση στη χρήση στατιστικών τεχνικών και άλλων μεθόδων ποσοτικής ανάλυσης.

Εκτός όμως της ανάπτυξης μεθοδολογιών για την κατασκευή υποδειγμάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου, ιδιαίτερη σημασία έχει και η ανάπτυξη των κατάλληλων εργαλείων για τον έλεγχο της αξιοπιστίας των υποδειγμάτων αυτών. Στο διεθνή χώρο το θέμα αυτό αποτελεί σημαντικό πεδίο έρευνας όχι μόνο σε ακαδημαϊκό επίπεδο, αλλά και από τα αρμόδια στελέχη κορυφαίων διεθνών χρηματοπιστωτικών οργανισμών (Ζοπουνίδης et al.,2006).

Η εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου είναι ουσιαστικά είτε η εύρεση της πιθανότητας μιας χρηματοοικονομικής υποχρέωσης να μην πληρωθεί είτε η εύρεση της πιθανότητας διαγραφής ενός δανείου από τον ισολογισμό της τράπεζας ως ζημιά εξ επισφαλών απαιτήσεων. Η πιθανότητα αυτή είναι συνάρτηση της οικονομικής κατάστασης του δανειολήπτη, του τρόπου αποπληρωμής του δανείου, της διάρκειας και των ενοχικών και εμπράγματων εξασφαλίσεων του δανείου. Η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου των δανειοληπτών αφορά την εξέταση των χρηματοοικονομικών και μη χρηματοοικονομικών τους χαρακτηριστικών ώστε να ληφθούν οι βέλτιστες αποφάσεις, μέσω των οποίων θα εξισορροπηθεί ο κίνδυνος σε σχέση με τα πιθανά κέρδη από τη χορήγηση δανείου. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι πληροφορίες οι οποίες, εάν οι δανειολήπτες είναι εταιρίες, αντλούνται συνήθως από τον ισολογισμό τους καθώς και από την πιστωτική τους ιστορία, ενώ εάν είναι καταναλωτές αντλούνται από το δελτίο αίτησης που έχουν συμπληρώσει και αφορά πληροφορίες όπως την οικογενειακή, οικονομική και επαγγελματική τους κατάσταση (Ζοπουνίδης και Λεμονάκης, 2009).

Επιπλέον, η λήψη των αποφάσεων αυτών απαιτεί την ταξινόμηση μέσω της ανάπτυξης υποδειγμάτων τα οποία κατατάσσουν τους εξεταζόμενους πελάτες σε ομοιογενείς ομάδες ανάλογα με το επίπεδο του πιστωτικού κινδύνου (π.χ. υγιείς και προβληματικές επιχειρήσεις, συνεπείς και ασυνεπείς πελάτες). Έτσι, λαμβάνοντας παράλληλα υπόψη την πολυπλοκότητα του προβλήματος του πιστωτικού κινδύνου των επιχειρήσεων και καταναλωτών, αλλά και την ιδιαίτερη σημασία του για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, καθίσταται αναγκαία η ανάπτυξη κατάλληλων και ευέλικτων μοντέλων αξιολόγησης (credit scoring models). Τα μοντέλα αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν από τους χρηματοοικονομικούς και πιστωτικούς αναλυτές, τόσο και ως συστήματα αξιολόγησης των επιχειρήσεων και των καταναλωτών που ζητούν

χρηματοδότηση, όσο και ως συστήματα ελέγχου των πελατών που έχουν ήδη χρηματοδοτηθεί (Ζοπουνίδης, 1998).

Τα μοντέλα credit scoring χρησιμοποιούν δεδομένα από χαρακτηριστικά των δανειοληπτών για να μετρήσουν την πιθανότητα αθέτησης της υποχρέωσης ενός πιστούχου είτε για να ταξινομήσουν τους δανειολήπτες σε διαφορετικές κατηγορίες πιστοληπτικής διαβάθμισης. Επιλέγοντας και συνδυάζοντας διαφορετικά οικονομικά και χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά δανειοληπτών, ο υπεύθυνος διαχείρισης κινδύνων ενός Π.Ι. μπορεί να σχηματίσει αριθμητικούς παράγοντες που να εξηγούν σε σημαντικό βαθμό τον πιστωτικό κίνδυνο, να εκτιμήσει το βαθμό συσχέτισης ή σημασίας των παραγόντων αυτών, να αναπτύξει την εκτίμηση του αναλαμβανόμενου από το Π.Ι. κινδύνου και να μπορεί να εκτιμήσει τα πιθανά αποθεματικά που αυτό χρειάζεται για να αντιμετωπίσει πιθανές μελλοντικές ζημιές από ανεξόφλητα δάνεια. Ως παράδειγμα μπορούμε να αναφέρουμε ότι για ένα καταναλωτικό δάνειο τα κλασικά χαρακτηριστικά ενός μοντέλου credit scoring περιλαμβάνουν το εισόδημα, τα περιουσιακά στοιχεία, την ηλικία, την απασχόληση και τη διαμονή του δανειολήπτη. Γνωστές στην αγορά για την έγκριση ή μη ενός καταναλωτικού - προσωπικού δανείου ή μιας πιστωτικής κάρτας είναι οι αποκαλούμενες credit scoring cards (κάρτες βαθμολόγησης δανειολήπτη), όπου με την καταχώρηση μιας αίτησης, λαμβάνονται τα απαραίτητα στοιχεία όπως: εισόδημα, ακίνητη περιουσία, επάγγελμα, στοιχεία κατοικίας, χρόνια απασχόλησης στην παρούσα εργασία, χρόνια διαμονής στην παρούσα κατοικία κ.λ.π. και υπολογίζεται με το σύστημα της προσθαφαίρεσης points (βαθμών) ένα αποτέλεσμα (προκύπτει ένας βαθμός), βάσει του οποίου οι ιθύνοντες στο Π.Ι. προβαίνουν στην έγκριση ή στην απόρριψη του αιτούμενου δανείου (Ζοπουνίδης και Λεμονάκης, 2009).

2.5.2 Τεχνικές εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

2.5.2.1 Παραμετρικές μεθοδολογίες

Οι παραμετρικές μεθοδολογίες περιλαμβάνουν στατιστικές και οικονομετρικές μεθόδους, οι οποίες αποτελούν τον «παραδοσιακό» τρόπο αντιμετώπισης του προβλήματος. Οι σχετικές τεχνικές που έχουν αναπτυχθεί περιλαμβάνουν τόσο

μονοδιάστατες όσο και πολυδιάστατες στατιστικές μεθόδους. Οι πρώτες αναφέρονται στην ανάπτυξη και εφαρμογή στατιστικών ελέγχων περιγραφικού χαρακτήρα. Οι βάσεις των πολυδιάστατων στατιστικών μεθόδων τέθηκαν ουσιαστικά από τον Fisher το 1936. Στην ερευνητική του εργασία ο Fisher ανέπτυξε την πρώτη πολυδιάστατη μέθοδο ταξινόμησης, τη γραμμική διακριτική ανάλυση (linear discriminant analysis), η οποία για πολλές δεκαετίες υπήρξε η πλέον διαδεδομένη μεθοδολογία για την ανάπτυξη υποδειγμάτων ταξινόμησης. Αργότερα ο Smith (1947) επέκτεινε την εργασία του Fisher αναπτύσσοντας την τετραγωνική διακριτική ανάλυση (quadratic discriminant analysis) ως μια καταλληλότερη μορφή της διακριτικής ανάλυσης, στην περίπτωση όπου οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης των κατηγοριών δεν είναι ίσοι.

Στις δεκαετίες που ακολούθησαν τις πρώτες αυτές ερευνητικές εργασίες, ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στην ανάπτυξη οικονομετρικών μεθόδων ταξινόμησης. Γνωστότερες από τις μεθόδους αυτές είναι το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (linear probability model), το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας (Logit analysis) και το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (probit analysis). Οι τρεις αυτές τεχνικές είναι ουσιαστικά ειδικές μορφές της γνωστής στατιστικής παλινδρόμησης σε περιπτώσεις όπου η εξαρτημένη μεταβλητή λαμβάνει διακριτές τιμές. Με εξαίρεση το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, το οποίο μπορεί να εφαρμοστεί μόνο στην περίπτωση όπου η ταξινόμηση πραγματοποιείται σε δύο κατηγορίες, τόσο το λογιστικό όσο και το κανονικό υπόδειγμα είναι εφαρμόσιμα ακόμα και στην περίπτωση πολλαπλών κατηγοριών. Τα δύο αυτά υποδείγματα παρουσιάζουν σημαντικά θεωρητικά πλεονεκτήματα έναντι της διακριτικής ανάλυσης, την οποία και σταδιακά αντικατέστησαν (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001).

2.5.2.1.1 Διακριτική ανάλυση

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

$$Z = w_0 + x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n$$

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

$$w = \Sigma^{-1}[\mu_1 - \mu_2] \quad w_0 = -[\mu_1 + \mu_2]' \frac{w}{2}$$

Όπου μ_1 και μ_2 είναι τα διανύσματα των μέσων τιμών των χαρακτηριστικών για τους πελάτες της κατηγορίας 1 και 2 (συνεπείς / ασυνεπείς πελάτες αντίστοιχα) και Σ ο πίνακας διακύμανσης-συνδιακύμανσης μεταξύ των κατηγοριών. Συγκρίνοντας το σκορ διάκρισης Z (discriminant score) που αποδίδεται στον εκάστοτε πελάτη με την τιμή διαχωρισμού των κατηγοριών, ο πελάτης εντάσσεται σε κάποια από τις κατηγορίες. Για την εύρεση της «βέλτιστης» τιμής διαχωρισμού, οι εκ των προτέρων πιθανότητες ένας πελάτης να ανήκει σε κάποια κατηγορία και τα κόστη εσφαλμένων ταξινομήσεων πρέπει να καθοριστούν. Πιο συγκεκριμένα ένας πελάτης i θα ταξινομηθεί στην κατηγορία 1 εάν:

$$z_i \geq \ln \frac{K_{12} P_1}{K_{21} P_2}$$

Όπου: K_{12} είναι το κόστος εσφαλμένης ταξινόμησης ενός πελάτη, ο οποίος ενώ ανήκει στην κατηγορία 1 εντάσσεται στην κατηγορία 2 (αντίστοιχα ορίζεται και το κόστος K_{21}) και P_1, P_2 είναι οι εκ των προτέρων πιθανότητες ένας πελάτης να ανήκει στην κατηγορία 1 ή 2 αντίστοιχα. Επειδή όμως ο καθορισμός των δυο αυτών μεγεθών είναι ιδιαίτερα δύσκολος και υποκειμενικός, οι περισσότεροι ερευνητές θεωρούν ότι τα κόστη εσφαλμένων ταξινομήσεων είναι ίσα μεταξύ τους και ότι οι εκ των προτέρων πιθανότητες είναι ίδιες.

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

Σχετικά με τη δεύτερη υπόθεση, σε περίπτωση μη ισότητας των πινάκων διακύμανσης-συνδιακύμανσης θεωρητικά προτείνεται η χρησιμοποίηση της τετραγωνικής διακριτικής ανάλυσης. Σε πρακτικό επίπεδο όμως, οι ερευνητές αποφεύγουν να χρησιμοποιούν την τετραγωνική διακριτική ανάλυση διότι είναι μια πιο περίπλοκη διαδικασία και παρέχει καλύτερα αποτελέσματα έναντι της γραμμικής μόνο σε ελάχιστες περιπτώσεις (Lee et al., 2002 και Balcaen και Ooghe, 2004).

Παρόλο λοιπόν που η διακριτική ανάλυση αποτελεί μια τις πιο διαδεδομένες τεχνικές ταξινόμησης, έχει δεχθεί έντονη κριτική κυρίως για τις δύο προαναφερθείσες υποθέσεις. Συνοψίζοντας η διακριτική ανάλυση μπορεί να αποτελέσει μια αποτελεσματική μέθοδο ταξινόμησης, αφού όμως πρώτα ληφθούν υπόψη και ξεπεραστούν σημαντικά ζητήματα που αφορούν κυρίως τα δεδομένα του εκάστοτε προβλήματος. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι πρώτος ο Altman, το 1968, χρησιμοποίησε τη διακριτική ανάλυση σε έρευνα του σχετικά με την πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων (Gnanadesikan, 1988).

2.5.2.1.2 Λογιστική Παλινδρόμηση

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

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

Με βάση την πιθανότητα P_i ο πελάτης ταξινομείται στην ομάδα των συνεπών ή μη πελατών, έπειτα από τη σύγκριση του με μια οριακή πιθανότητα, τιμή διαχωρισμού των κατηγοριών (*cut off point*). Οι συντελεστές w_0 και w υπολογίζονται χρησιμοποιώντας τεχνικές μέγιστης πιθανοφάνειας. Αναφορικά με το προσδιορισμό της βέλτιστης τιμής διαχωρισμού των κατηγοριών κατά την κατασκευή ενός λογιστικού μοντέλου, οι πιο πολλοί ερευνητές επιλέγουν να ελαχιστοποιούν το συνολικό σφάλμα ταξινόμησης, οπότε υποθέτουν ότι τα κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης είναι ίσα. Άλλες προσεγγίσεις έχουν ως φιλοσοφία τον προσδιορισμό του σημείου διαχωρισμού των κατηγοριών, αποδίδοντας διαφορετικά κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης και εν τέλει την επιλογή του «βέλτιστου» μοντέλου βάσει της ακρίβειας ταξινόμησης.

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

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

Επιπροσθέτως, μέσω του λογιστικού υποδείγματος μπορεί να εκτιμηθεί η σημαντικότητα κάθε χαρακτηριστικού στο εξαγόμενο αποτέλεσμα, διαδικασία που δεν μπορεί να πραγματοποιηθεί άμεσα μέσω της διακριτικής ανάλυσης. Για το λόγο αυτό, πολλοί ερευνητές χρησιμοποιούν το λογιστικό υπόδειγμα για να επιλέξουν

ποιες από τις αρχικές μεταβλητές θα χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση και έπειτα προχωρούν στη δημιουργία ενός μοντέλου ταξινόμησης με την ίδια ή κάποια άλλη τεχνική. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι πρώτος ο Ohlson, το 1980, χρησιμοποίησε το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας σε έρευνα του σχετικά με την πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων (Menard 2002).

2.5.2.1.3 Κανονικό (Probit) Υπόδειγμα Πιθανότητας

Μία εναλλακτική προσέγγιση στο μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης είναι να χρησιμοποιήσουμε την αθροιστική κανονική κατανομή για να τυποποιήσουμε τη σιγμοειδή σχέση $f(Z)$. Για το υπόδειγμα probit (Pindyck και Rubinfeld, 1981) η πιθανότητα μη πληρωμής του δανείου καθορίζεται από τη συνάρτηση :

$$P_i = F(Z_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{z_i} e^{-z^2/2} dz$$

Μεταξύ του κανονικού και του λογιστικού υποδείγματος, τόσο σε ερευνητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο, συνήθως προτιμάται το δεύτερο. Συγκριτικά, το λογιστικό υπόδειγμα απαιτεί σημαντικά απλούστερες υπολογιστικές διαδικασίες βελτιστοποίησης για την εκτίμηση των παραμέτρων του, ενώ παράλληλα δεν έχει εντοπιστεί, σε ερευνητικό και πρακτικό επίπεδο κάποιο επιπλέον αξιοπρόσεκτο όφελος από τη χρήση του κανονικού υποδείγματος σε ότι αφορά την ακρίβεια των αποτελεσμάτων που παρέχει.

2.5.2.2 Μη παραμετρικές τεχνικές

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

2.5.2.2.1 Η Μέθοδος των Πλησιέστερων Γειτόνων (Nearest Neighbour method)

Η μέθοδος των πλησιέστερων γειτόνων (Nearest Neighbour method) αποτελεί μια μη παραμετρική στατιστική προσέγγιση που χρησιμοποιήθηκε σε προβλήματα πιστοληπτικής βαθμολόγησης αρχικά από τους Chatterjee και Barcun (1970). Η μέθοδος βασίζεται στη χρησιμοποίηση μίας μετρικής μονάδας (metric), που προσδιορίζει την απόσταση ανάμεσα σε ένα νέο παράδειγμα και ένα σύνολο παλαιών παραδειγμάτων (exemplars). Το νέο παράδειγμα ταξινομείται με βάση την κατηγορία στην οποία ανήκει ο πλησιέστερος γείτονας. Σε ένα σύστημα πλησιέστερων γειτόνων, όλα τα παλαιά παραδείγματα (δείγμα εκμάθησης) αποθηκεύονται στη μνήμη και τα νέα παραδείγματα ταξινομούνται μέσω της εύρεσης της παραπλήσιας περίπτωσης στη μνήμη, στην κατηγορία της οποίας ταξινομείται. Για τον προσδιορισμό του βαθμού ομοιότητας μεταξύ νέων και παλαιών περιπτώσεων, εφαρμόζεται μια συνάρτηση απόστασης, η οποία συνήθως βασίζεται στην Ευκλείδεια απόσταση, όταν πρόκειται για αριθμητικά χαρακτηριστικά. Σε αυτή την περίπτωση το κάθε παράδειγμα λαμβάνεται ως ένα σημείο σε ένα n-διαστάσεων χώρο χαρακτηριστικών. Όσον αφορά στην πιστοληπτική βαθμολόγηση, οι υποψήφιοι δανειολήπτες είναι τα σημεία στο χώρο των χαρακτηριστικών, και ο κάθε νέος υποψήφιος ταξινομείται στους “καλούς” και “κακούς” υποψηφίους με βάση την κατηγορία στην οποία ανήκει η πλειοψηφία των πλησιέστερων γειτόνων του.

Σύμφωνα με τους Henley και Hand (1996) η ταξινόμηση με τέτοιου είδους συστήματα παρουσιάζει σχετική σταθερότητα ως προς την επιλογή του αριθμού των γειτόνων που θα ληφθούν υπόψη, και ότι ένα μεγάλο πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου αποτελεί το γεγονός ότι μπορούν να προστεθούν και νέα δεδομένα στο σύστημα, χωρίς να διαταραχθεί η δομή του, με αποτέλεσμα να μπορεί να διατηρείται ενημερωμένο (updated) (Shakhnarovich et al., 2006).

2.5.2.2.2 Πολυκριτήρια Ανάλυση

Η πολυκριτήρια ανάλυση αποφάσεων, ένας εξελιγμένος χώρος της επιχειρησιακής έρευνας παρέχει ορισμένα σημαντικά πλεονεκτήματα στην ανάπτυξη υποδειγμάτων λήψης αποφάσεων. Η πολυκριτήρια προσέγγιση δίνει ιδιαίτερη έμφαση όχι απλά στη

βέλτιστη περιγραφή ενός προβλήματος, αλλά στην αντιμετώπισή του κατά τρόπο συμβατό με την πολιτική λήψης των αποφάσεων που ακολουθεί ο αποφασίζων (πιστωτικός αναλυτής). Το στοιχείο αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό, καθώς ο αποφασίζων συμμετέχει πλέον ενεργά στην ανάλυση του προβλήματος, καθώς υποστηρίζεται από ένα μαθηματικό υπόδειγμα χωρίς να υποκαθίσταται από αυτό.

Η μέθοδος UTADIS προέρχεται από την αναλυτική – συνθετική προσέγγιση η οποία αναφέρεται στην ανάλυση των ολικών προτιμήσεων του αποφασίζοντα ώστε να καθοριστεί το μοντέλο σύνθεσης των κριτηρίων βάσει του οποίου καταλήγει στις αποφάσεις που λαμβάνει. Έχει ως στόχο την ταξινόμηση των εναλλακτικών λύσεων, στην περίπτωση της εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου των εξεταζόμενων πελατών, σε προκαθορισμένες ομοιογενείς κατηγορίες με το ελάχιστο σφάλμα ταξινόμησης, μέσω της ανάπτυξης προσθετικών συναρτήσεων χρησιμότητας. Οι κατηγορίες αυτές είναι διατεταγμένες από τις καλύτερες στις χειρότερες ως εξής :

$$C_1 \succ C_2 \succ \dots \succ C_q,$$

καθορίζονται δηλαδή με τέτοιο τρόπο, έτσι ώστε η κατηγορία C_1 να περιλαμβάνει τις καλύτερες εναλλακτικές, η κατηγορία C_2 τις αμέσως λιγότερο καλύτερες και ούτω καθεξής με την κατηγορία C_q να περιλαμβάνει τις χειρότερες εναλλακτικές. Με δεδομένη μια προκαθορισμένη ταξινόμηση των εναλλακτικών ενεργειών σε ομάδες, σκοπός της μεθόδου UTADIS είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου προσθετικής χρησιμότητας το οποίο εκφράζει τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα και ο υπολογισμός των κατάλληλων ορίων χρησιμότητας ώστε να επιτευχθεί η ταξινόμηση των εναλλακτικών ενεργειών στις ομάδες στις οποίες ανήκουν με το ελάχιστο σφάλμα ταξινομήσεων. Δηλαδή, στόχος είναι η ανάπτυξη του υποδείγματος σύνθεσης κριτηρίων το οποίο να αποδίδει τα υψηλότερα σκορ στις εναλλακτικές δραστηριότητες της κατηγορίας C_1 και σταδιακά χαμηλότερα σκορ στις δραστηριότητες που ανήκουν στις χαμηλότερες κατηγορίες. Το υπόδειγμα σύνθεσης κριτηρίων που αναπτύσσεται μέσω της UTADIS έχει τη μορφή μιας προσθετικής συνάρτησης χρησιμότητας:

$$U(g) = \sum_{i=1}^n p_i u_i(g_i)$$

όπου $U(g)$ είναι η ολική χρησιμότητα (σκορ) των εναλλακτικών ενεργειών, $g = (g_1, g_2, \dots, g_n)$ είναι το διάνυσμα των n κριτηρίων αξιολόγησης, P_i είναι το βάρος του κριτηρίου g_i όπου $\sum P_i = 1$ και $u_i(g_i)$ είναι η συνάρτηση μερικής χρησιμότητας (marginal utilities) του κριτηρίου g_i . Οι συναρτήσεις μερικής χρησιμότητας μπορεί να είναι είτε γραμμικές, είτε μη γραμμικές και ικανοποιούν τις παρακάτω συνθήκες $u_i(g_{i*}) = 0$ και $u_i(g_i^*) = 1$

Όπου, g_{i*} και g_i^* ορίζονται, αντίστοιχα η λιγότερο και η περισσότερη προτιμητέα τιμή του κριτηρίου g_i . Ουσιαστικά, οι συναρτήσεις μερικής χρησιμότητας μετασχηματίζουν την κλίμακα των κριτηρίων αξιολόγησης σε μια κλίμακα που κυμαίνεται μεταξύ 0 και 1. Η νέα αυτή κλίμακα αναπαριστά τη χρησιμότητα / αξία της κάθε τιμής του κριτηρίου.

Η αναγωγή των επιδόσεων των εναλλακτικών δραστηριοτήτων στα κριτήρια αξιολόγησης σε όρους χρησιμότητας, μέσω του ορισμού των κατάλληλων συναρτήσεων μερικών χρησιμότητων επιτρέπει αφ' ενός τη μοντελοποίηση και αναπαράσταση στο αναπτυσσόμενο υπόδειγμα της μη γραμμικής συμπεριφοράς του αποφασίζοντος κατά την αξιολόγηση των εναλλακτικών δραστηριοτήτων και αφετέρου την αξιοποίηση ποιοτικών κριτηρίων αξιολόγησης χωρίς να απαιτείται η ποσοτικοποίηση τους μέσω του ορισμού μιας ποιοτικής κλίμακας. Οι συναρτήσεις μερικών χρησιμότητων μοντελοποιούνται στα πλαίσια της μεθόδου UTADIS ως κατά τμήματα γραμμικές συναρτήσεις (piecewise linear functions, Doumpos και Zorounidis, 2002).

Πολλαπλασιάζοντας τις μερικές χρησιμότητες μιας εναλλακτικής δραστηριότητας σε καθένα από τα κριτήρια αξιολόγησης με τα αντίστοιχα βάρη των κριτηρίων, υπολογίζεται η ολική χρησιμότητα της δραστηριότητας η οποία αποτελεί το συνολικό δείκτη αξιολόγησης της εναλλακτικής λαμβάνοντας υπόψη όλα τα κριτήρια αξιολόγησης. Οι ολικές χρησιμότητες αποτελούν και το κριτήριο βάσει του οποίου λαμβάνεται η απόφαση ταξινόμησης των εναλλακτικών δραστηριοτήτων στις προκαθορισμένες κατηγορίες. Η ταξινόμηση των εναλλακτικών πραγματοποιείται

μέσω της σύγκρισης των ολικών χρησιμοτήτων με ορισμένα όρια-κατώφλια χρησιμότητας που καθορίζουν το χαμηλότερο όριο κάθε κατηγορίας:

$$U(g_j) \geq u_1 \Rightarrow x_j \in C_1$$

$$u_2 \leq U(g_j) < u_1 \Rightarrow x_j \in C_2$$

.....

$$U(g_j) \leq u_{q-1} \Rightarrow x_j \in C_q$$

Η UTADIS εμφανίζει ορισμένα πλεονεκτήματα που την καθιστούν ιδιαίτερα ελκυστική στην αντιμετώπιση χρηματοοικονομικών προβλημάτων λήψης αποφάσεων σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο των καταναλωτών:

- ✓ Δεν υπόκειται σε κανένα στατιστικό περιορισμό
- ✓ ενσωματώνει τον αποφασίζοντα – πιστωτικό αναλυτή στη διαδικασία λήψης της απόφασης και
- ✓ προσαρμόζεται εύκολα στις διαρκώς μεταβαλλόμενες συνθήκες του περιβάλλοντος απόφασης.

Τα μοντέλα που αναπτύσσονται μπορούν εύκολα να χρησιμοποιηθούν από τους χρηματοοικονομικούς/πιστωτικούς αναλυτές για την πραγματοποίηση εκτιμήσεων σχετικών με τον πιστωτικό κίνδυνο επιχειρήσεων σε πραγματικό χρόνο, γεγονός που ελαττώνει σημαντικά το χρόνο και το κόστος της διαδικασίας λήψης των αποφάσεων. Τέλος αξίζει να σημειωθεί ότι το μεταγενέστερο σύστημα FINCLAS (Zorounidis και Doumpos,1997) έχει δομηθεί βασιζόμενο στις αρχές της πολυκριτήριας ανάλυσης και ειδικότερα στη μέθοδο UTADIS και τις τρεις παραλλαγές της, UTADIS I , UTADIS II & UTADIS III.

Η μέθοδος ELECTRE TRI στηρίζεται στην θεωρία των σχέσεων υπεροχής [outranking relations approach, Roy (1991)] και σκοπός της είναι η ταξινόμηση του συνόλου εναλλακτικών δραστηριοτήτων σε προκαθορισμένες κατηγορίες $C_1, C_2 \dots C_q$. Οι κατηγορίες ορίζονται κατά διατεταγμένο τρόπο, θεωρώντας ότι η κατηγορία C_1 περιλαμβάνει τις περισσότερες προτιμητέες εναλλακτικές (καλύτερη κατηγορία) ενώ η κατηγορία C_q τις λιγότερες προτιμητέες εναλλακτικές (χειρότερη κατηγορία). Η

μέθοδος θεωρεί ότι κάθε κατηγορία διαχωρίζεται από τις υπόλοιπες μέσω μιας φανταστικής εναλλακτικής δραστηριότητας, η οποία αποτελεί το διαχωριστικό όριο μεταξύ των κατηγοριών C_k και C_{k+1} και αποτελεί ένα πρότυπο αναφοράς r_k (reference profile). Ουσιαστικά το πρότυπο r_k είναι το κάτω όριο της κατηγορίας C_k και το r_{k-1} το άνω όριο της κατηγορίας. Κάθε πρότυπο r_k μπορεί να θεωρηθεί ως ένα διάνυσμα αποτελούμενο από τις τιμές των κριτηρίων αξιολόγησης που διαχωρίζουν τις κατηγορίες C_k και C_{k+1} δηλαδή $r_k = (r_{k_1}, r_{k_2}, \dots, r_{k_n})$.

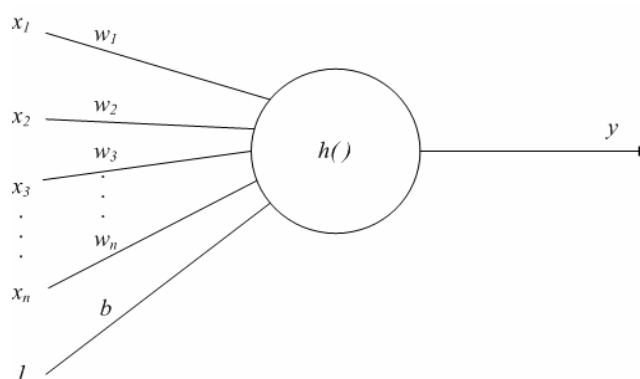
Η σύγκριση κάθε εναλλακτικής με τα πρότυπα αναφοράς είναι αυτή που οδηγεί και στη λήψη των αποφάσεων σχετικών με την ταξινόμηση των εναλλακτικών δραστηριοτήτων στις προκαθορισμένες κατηγορίες. Η πραγματοποίηση της σύγκρισης αυτής βασίζεται στους ελέγχους συμφωνίας και ασυμφωνίας. Ο έλεγχος συμφωνίας βασίζεται στην αξιολόγηση της ισχύος της πρότασης “η εναλλακτική x_j είναι τουλάχιστον εξίσου καλή όσο και το πρότυπο r_k ”, η οποία πραγματοποιείται μέσω του δείκτη συμφωνίας. Ο δείκτης ασυμφωνίας εκφράζει το βαθμό των ενδείξεων κατά της ισχύος της πρότασης “η εναλλακτική x_j είναι τουλάχιστον εξίσου καλή όσο και το πρότυπο r_{ik} σύμφωνα με το κριτήριο g_i ”. Στη συνέχεια, συνδυάζονται οι παραπάνω δείκτες ώστε να αξιολογηθεί ο βαθμός της υπεροχής μιας εναλλακτικής x_j έναντι του προτύπου r_k , βάσει όλων των κριτηρίων αξιολόγησης. Τέλος, βάσει αυτής της σχέσης υπεροχής ταξινομούνται οι εναλλακτικές στις προκαθορισμένες κατηγορίες.

Ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της μεθόδου αποτελεί ο μη αντισταθμιστικός χαρακτήρας της (non compensatory), βάσει του οποίου επιτρέπεται σε ένα κριτήριο αξιολόγησης να θέσει βέτο στην ισχύ της παραπάνω πρότασης, ανεξάρτητα από τις επιδόσεις της εναλλακτικής δραστηριότητας στα υπόλοιπα κριτήρια. Επιπλέον, η μέθοδος επιτρέπει τη μοντελοποίηση της σχέσης ασυγκρισιμότητας (incomparability) σε περιπτώσεις όπου παρατηρούνται σημαντικές διαφοροποιήσεις στα χαρακτηριστικά των εναλλακτικών δραστηριοτήτων έναντι των προτύπων που διαχωρίζουν τις κατηγορίες (δραστηριότητες με εξαιρετικές επιδόσεις σε ορισμένα κριτήρια και χαμηλές επιδόσεις σε άλλα κριτήρια). Η εφαρμογή της μεθόδου απαιτεί τον καθορισμό

διαφόρων πληροφοριών από τον αποφασίζοντα, στοιχείο που ορισμένες φορές αποτελεί ανασταλτικό παράγοντα για την εφαρμογή της (Ζοπουνίδης και Δούμπος, 2003).

2.5.2.2.3 Νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα (*neural networks*), συχνά αναφερόμενα και ως τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (*artificial neural networks*), αναπτύχθηκαν από ερευνητές του χώρου της τεχνητής νοημοσύνης. Κύρια μεθοδολογική βάση για την ανάπτυξή τους, υπήρξε η προσπάθεια προσομοίωσης του τρόπου λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου αποτελείται από ένα πλήθος νευρώνων (*neurons*) οργανωμένων σε ένα ιδιαίτερα περίπλοκο δίκτυο. Κάθε νευρώνας μπορεί να δεχθεί ένα σήμα εισόδου, που μπορεί να προέρχεται, είτε από τη διέγερση των αισθητήρων του ανθρώπινου σώματος, είτε από άλλους νευρώνες. Το σήμα εισόδου υπόκειται σε μια επεξεργασία, αποτέλεσμα της οποίας είναι η παραγωγή ενός σήματος εξόδου (Σχήμα 2.6).

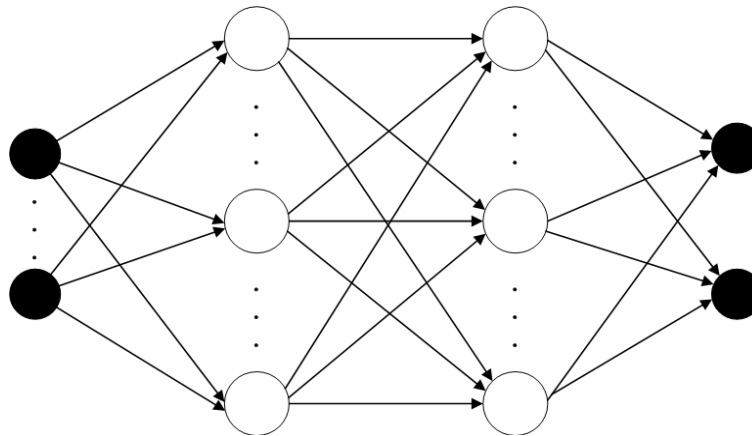


Σχήμα 2.6 : Αναπαράσταση ενός τεχνητού νευρώνα

Μια τυπική αρχιτεκτονική ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (Σχήμα 2.7) περιλαμβάνει:

- 1) Ένα επίπεδο εισόδου (*input layer*), το οποίο αποτελείται από έναν αριθμό κόμβων, έναν για κάθε είσοδο του νευρωνικού δικτύου.
- 2) Ένα επίπεδο εξόδου (*output layer*), το οποίο αποτελείται από έναν αριθμό κόμβων, ο οποίος όταν το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται ως τεχνική ταξινόμησης είναι ίσος με τις κατηγορίες ταξινόμησης.

3) Μια σειρά ενδιάμεσων επιπέδων (*hidden layers*). Έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί έδειξαν ότι σε δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης ένα ενδιάμεσο επίπεδο αρκεί για την εξαγωγή ικανοποιητικών αποτελεσμάτων (Patuwo et al.,1993, Subramanian et al.,1993). Επίσης, δεν υπάρχει ένας συγκεκριμένος κανόνας που να καθορίζει τον αριθμό των κόμβων σε κάθε ενδιάμεσο επίπεδο. Αυτό συνήθως επιτυγχάνεται μέσω διαδικασιών δοκιμής και λάθους ή χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα τα οποία μπορούν να προσαρμόσουν την αρχιτεκτονική τους ανάλογα με το εκάστοτε πρόβλημα.



Σχήμα 2.7 : Σχηματική αναπαράσταση ενός νευρωνικού δικτύου

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

$$input = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b$$

Όπου

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

x_i :είναι η έξοδος του κόμβου i του προηγούμενου επιπέδου

n :ο αριθμός των κόμβων του προηγούμενου επιπέδου

b :μια σταθερά (*bias* ή *threshold*)

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

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

Η συνηθέστερη συνάρτηση μετασχηματισμού είναι η λογιστική και είναι η εξής:

$$h = \frac{1}{1 + e^{-in}}$$

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

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

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

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

συνάρτησης μέτρησης των σφαλμάτων εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα (Curry,2002).

2.5.2.2.4 Έμπειρα Συστήματα

Ένα έμπειρο σύστημα είναι ένα αλληλεπιδραστικό πρόγραμμα Η/Υ το οποίο χρησιμοποιεί βασικές γνώσεις για να υποβοηθήσει ή να συμβουλευσει το χρήστη στην επίλυση ενός προβλήματος. Η γνώση που χρησιμοποιεί προέρχεται από έναν ειδικό ή ειδικούς του χώρου εφαρμογής του προβλήματος ενώ έχει τη δυνατότητα να εξηγεί – δικαιολογεί τις μεθόδους που χρησιμοποίησε για να δώσει στο χρήστη την πληροφορία. Η εφαρμογή των ΕΣ στον τραπεζικό χώρο για την εκτίμηση της πιστοληπτικής ικανότητας των δανειοληπτών χρονολογείται από τις αρχές της δεκαετίας του '90 ενώ, για να παρακαμφθούν τα μειονεκτήματα των παραδοσιακών ΕΣ, τα τελευταία χρόνια χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές όπως με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, την ασαφή λογική κ.α. Τα ΕΣ στη βασική τους μορφή στηρίζονται τόσο σε ποιοτικές (όπως είναι η φήμη του δανειολήπτη και οι εξασφαλίσεις του δανείου) όσο και σε ποσοτικές μεταβλητές, (όπως είναι το κεφάλαιο και η μεταβλητότητα της κερδοφορίας της επιχείρησης), αλλά και στον οικονομικό κύκλο (μακροοικονομικές συνθήκες).

Μέσω των ΕΣ γίνεται δυνατή η μεταφορά της γνώσης από τους ειδικούς του χώρου ενός συγκεκριμένου προβλήματος, σε άτομα που καλούνται να πάρουν αποφάσεις, χωρίς όμως να διαθέτουν πάντα το θεωρητικό υπόβαθρο ή και την εμπειρία των ειδικών. Τα ΕΣ παρουσιάζουν ευελιξία καθώς η μετατροπή και εξέλιξή τους γίνεται ιδιαίτερα εύκολα , ώστε να προσαρμόζονται και να ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις του αποφασίζοντα αλλά και στη νέα γνώση που μπορεί να αντληθεί από τους ειδικούς (πιστωτικούς αναλυτές). Οι εκτιμήσεις που παρέχονται από ένα ΕΣ είναι απόλυτα συνεπείς και ο χρόνος που απαιτείται για τη λήψη αποφάσεων ελαττώνεται σημαντικά. Από την άλλη πλευρά, η αποτίμηση των μεταβλητών από τους κατά περίπτωση ειδικούς (πιστωτικούς αναλυτές κ.α.) συνεπάγεται ύπαρξη υποκειμενικότητας και ασυνέπειας των σχετικών εκτιμήσεων. Επίσης, η έλλειψη ενός συστήματος συντελεστών στάθμισης, αναφορικά με τη σχετική σημαντικότητα των παραπάνω μεταβλητών στην πρόβλεψη της Πιθανότητας Αθέτησης (PD), ήταν και

είναι ένα ακόμα μειονέκτημα των μοντέλων που βασίζονται στα ΕΣ (Matsatsinis και Siskos 2003).

2.5.2.2.5 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Vapnik, 1998) έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια ως το σημαντικότερο μεθοδολογικό εργαλείο στη θεωρία της στατιστικής θεωρίας μάθησης (statistical learning theory) σε προβλήματα αναγνώρισης προτύπων (pattern recognition) και ταξινόμησης (classification) με σημαντικές πρακτικές εφαρμογές σε διάφορα πεδία. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης χωρίζονται σε γραμμικές και μη γραμμικές.

Στην απλούστερη μορφή οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης μαθαίνουν να διαχωρίζουν περιπτώσεις δύο κατηγοριών. Ουσιαστικά προβάλλουν, με τη χρήση μιας συνάρτησης μετασχηματισμού, τα διανύσματα ιδιοτήτων σε ένα χώρο περισσότερων διαστάσεων και στη συνέχεια προσπαθούν να βρουν ένα γραμμικό διαχωριστή, δηλαδή ένα υπερεπίπεδο (hyperplane), που να διαχωρίζει βέλτιστα τις δύο κατηγορίες. Το βέλτιστο υπερεπίπεδο (optimal hyperplane) είναι εκείνο για το οποίο παρατηρείται το μεγαλύτερο περιθώριο διαχωρισμού.

Αντικείμενο της μεθόδου είναι η δημιουργία μιας “βέλτιστης γραμμικής διαχωριστικής υπερεπιφάνειας” η οποία μεγιστοποιεί την απόσταση μεταξύ των δύο κατηγοριών και έχει τη μορφή:

$$F(x) = wx + b$$

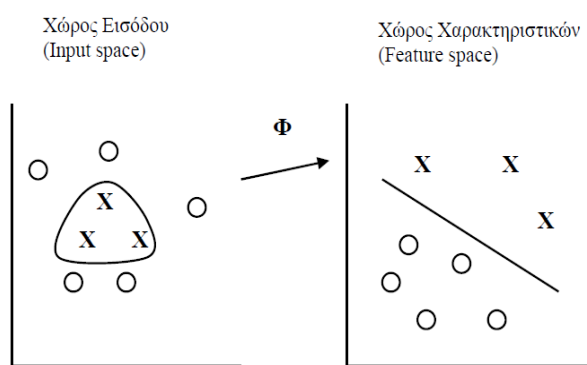
όπου:

- ✓ w το διάνυσμα των συντελεστών των μεταβλητών
- ✓ x το διάνυσμα των μεταβλητών
- ✓ b μια σταθερά

Τα διανύσματα τα οποία ορίζουν το υπερεπίπεδο που χωρίζει τις δύο κατηγορίες ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης (support vectors). Τα άγνωστα σημεία ταξινομούνται σύμφωνα με την πλευρά του υπερεπίπεδου στην οποία βρίσκονται. Για κάθε σημείο οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης επιστρέφουν μια τιμή απόφασης

(decision value). Το πρόσημό της καθορίζει την κατηγορία στην οποία ανήκει και η απόλυτη τιμή την απόστασή του από το υπερεπίπεδο. Η τιμή απόφασης, ωστόσο, δεν εκφράζει πιθανότητα.

Τα SVM αποδεικνύονται ιδιαίτερα χρήσιμα στα προβλήματα πιστοληπτικής βαθμολόγησης, όπου οι δύο κατηγορίες υποψηφίων δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμες. Η λύση που παρέχουν είναι η αντιστοίχιση των δεδομένων εκπαίδευσης σε ένα χώρο χαρακτηριστικών με μεγαλύτερες διαστάσεις, όπου το πρόβλημα μετατρέπεται σε γραμμικό (Σχήμα 2.8). Έπειτα η λύση μεταφέρεται στο αρχικό χώρο των δεδομένων εισόδου. Η εύρεση της κατάλληλης συνάρτησης αντιστοίχισης Φ μπορεί να αποδειχτεί δύσκολη. Για αυτόν το λόγο χρησιμοποιείται η συνάρτηση πυρήνα (kernel function), η οποία δεν απαιτεί τον προκαθορισμό αυτής της αντιστοίχισης. Η διαχωριστική γραμμή απόφασης που υπολογίζεται στο χώρο των χαρακτηριστικών οδηγεί σε μία μη-γραμμική περιοχή απόφασης στο χώρο των δεδομένων εισόδου. Τα δεδομένα, που είναι μη γραμμικά διαχωρίσιμα στο χώρο της εισόδου, αντιστοιχίζονται από τη συνάρτηση Φ στο χώρο των χαρακτηριστικών, όπου τα δεδομένα είναι γραμμικά διαχωρίσιμα.



Σχήμα 2.8: Μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα στο χώρο εισόδου που αντιστοιχίζονται από τη συνάρτηση Φ στο χώρο χαρακτηριστικών όπου τα δεδομένα είναι γραμμικά διαχωρίσιμα

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης εκτός από εργαλεία για την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου μπορούν να θεωρηθούν και εργαλεία που βοηθούν στην γενικότερη εποπτεία της κεφαλαιακής επάρκειας μιας τράπεζας. Προκειμένου να χρησιμοποιηθούν επιτυχημένα οι δυνατότητες που παρέχουν οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης χρειάζεται η σωστή επιλογή των χαρακτηριστικών (κριτήρια) που θα

ενσωματωθούν στην ανάλυση και ο τρόπος που γίνεται η μη γραμμική αναπαράσταση των δεδομένων (Pasiouras et al., 2005).

2.5.2.2.6 Κανόνες και Δέντρα ταξινόμησης

Η ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης με τη μορφή δέντρων ή κανόνων ταξινόμησης είναι μια από τις πλέον διαδεδομένες μεθοδολογικές κατευθύνσεις στο χώρο της μηχανικής μάθησης. Η γενική μορφή ενός κανόνα απόφασης είναι η ακόλουθη:

ΕΑΝ στοιχειώδεις συνθήκες ΤΟΤΕ συμπέρασμα

Το πρώτο τμήμα του κανόνα περιλαμβάνει τις απαραίτητες και αναγκαίες συνθήκες που πρέπει να πληροί μια εναλλακτική δραστηριότητα προκειμένου να ταξινομηθεί στην κατηγορία που υποδεικνύει το συμπέρασμα του κανόνα. Οι στοιχειώδεις συνθήκες συνδέονται με το λογικό τελεστή «ΚΑΙ». Μια από τις πλέον γνωστές τεχνικές στο χώρο της μηχανικής μάθησης για την ανάπτυξη ενός συνόλου τέτοιων κανόνων απόφασης είναι ο αλγόριθμος C4.5, ο οποίος αναπτύχθηκε από τον Quinlan (1993), ως εξέλιξη του γνωστού αλγορίθμου ID3 (Quinlan, 1983, 1986). Βασικά πλεονεκτήματα του αλγορίθμου C4.5 έναντι του προκατόχου του ID3 αποτελούν:

- Η δυνατότητα διαχείρισης ποσοτικών κριτηρίων.
- Η δυνατότητα διαχείρισης δεδομένων με ελλιπή στοιχεία.
- Η αποφυγή της μεγάλης προσαρμογής στα δεδομένα του δείγματος εκμάθησης (overfitting).

Ο αλγόριθμος ξεκινώντας από ένα σύνολο παραδειγμάτων τα οποία διαμορφώνουν το δείγμα εκμάθησης, οδηγεί στην ανάπτυξη ενός συνόλου κανόνων αποφάσεων για την ταξινόμηση των εναλλακτικών δραστηριοτήτων. Οι κανόνες αυτοί οργανώνονται υπό τη μορφή ενός δέντρου αποφάσεων.

Ένα δέντρο απόφασης διαχωρίζει το χώρο των χαρακτηριστικών ενός συνόλου δεδομένων σε αμοιβαία αποκλειόμενες περιοχές, σε κάθε μια από τις οποίες

ανατίθεται μια ονομασία ή αριθμητική τιμή. Το δένδρο απόφασης αποτελείται από εσωτερικούς (internal) και εξωτερικούς (external) κόμβους (nodes) που συνδέονται με διακλαδώσεις (branches). Ο εσωτερικός κόμβος αποτελεί μια μονάδα λήψης απόφασης που υπολογίζει τη συνάρτηση απόφασης για τον προσδιορισμό του επόμενου απογόνου-κόμβου (child node) με τον οποίο θα συνδεθεί. Αντίθετα, ο εξωτερικός κόμβος δεν έχει απογόνους κόμβους, αλλά συνδέεται με μια ονομασία ή τιμή που χαρακτηρίζει τα δεδομένα που οδηγούν σε αυτόν. Αρχικά, παρουσιάζεται ένα διάνυσμα αποτελούμενο από διαφορετικά χαρακτηριστικά στον αρχικό – κόμβο (κόμβο – ρίζα, root-node) του δέντρου απόφασης. Με βάση το αποτέλεσμα μίας συνάρτησης απόφασης, που χρησιμοποιείται από τον εσωτερικό κόμβο, το δέντρο θα διακλαδωθεί με τους απογόνους – κόμβους. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρις ότου να καταλήξει σε ένα τερματικό κόμβο (terminal node), που θα αποδώσει μια ονομασία ή τιμή στα δεδομένα εισόδου.

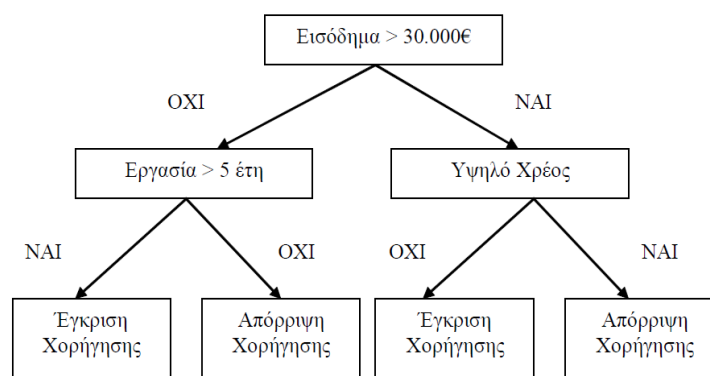
Πιο συνοπτικά, τα δέντρα απόφασης κατατάσσουν τις διάφορες περιπτώσεις μετακινούμενα από τη ρίζα τους μέχρι τους κόμβους των φύλλων τους. Ξεκινώντας από τον κόμβο της ρίζας του δέντρου και ελέγχοντας το χαρακτηριστικό που ορίζεται στο συγκεκριμένο κόμβο επιτυγχάνεται η μετακίνηση κατά μήκος του κλάδου του δέντρου ανάλογα με την τιμή του χαρακτηριστικού της συγκεκριμένης περίπτωσης. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται σε όλα τα υποδέντρα. Η χρήση δέντρων απόφασης στην επαγωγική μάθηση οφείλεται στους ακόλουθους λόγους:

- ✓ Τα δένδρα απόφασης αποτελούν μια καλή γενίκευση των απαραίτητων εναλλακτικών όταν οι εναλλακτικές περιγράφονται με τα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την τελική εκτίμηση.
- ✓ Οι μέθοδοι είναι αποδοτικές στους υπολογισμούς, που είναι ανάλογοι του αριθμού των περιπτώσεων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση.
- ✓ Το δένδρο απόφασης που προκύπτει παρέχει μια αναπαράσταση της λογικής που είναι κατανοητή από τον άνθρωπο διότι προσομοιάζει με τη δική του διαδικασία κατάταξης των διάφορων περιπτώσεων.

Η τεχνική CART (Breiman et al.,1984),στην περίπτωση ενός δυαδικού δέντρου απόφασης, βασίζεται στους αλγόριθμους αναδρομικής διαφοροποίησης (recursive partitioning algorithms) και παράγει ένα δένδρο παλινδρόμησης εφόσον η εξαρτημένη μεταβλητή είναι συνεχής ή ένα δένδρο ταξινόμησης εφόσον αυτή είναι διακριτή. Ο κάθε εσωτερικός κόμβος έχει ακριβώς δύο απογόνους-κόμβους, για κάθε έναν από τους οποίους μπορεί να αποδοθεί η ερμηνεία “αληθές” και “ψευδές” αντίστοιχα. Η μέθοδος αυτή:

- i. Μπορεί να διαχειρίζεται ποιοτικές μεταβλητές αλλά και δεδομένα με περίπλοκες δομές
- ii. Καταλήγει στη δημιουργία ενός κατανοητού υποδείγματος

Τα δέντρα απόφασης που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των κατηγορικών μεταβλητών ονομάζονται δέντρα ταξινόμησης (classification trees), ενώ τα δέντρα απόφασης που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των συνεχών μεταβλητών ονομάζονται δέντρα παλινδρόμησης (regression trees). Τα δέντρα απόφασης κατασκευάζονται μέσα από ένα επαναληπτικό διαχωρισμό των δεδομένων σε διακριτές ομάδες, όπου ο στόχος είναι η μεγιστοποίηση της “απόστασης” μεταξύ των ομάδων σε κάθε έναν από τους διαχωρισμούς που λαμβάνουν χώρα. Το αποτέλεσμα είναι μια καλή σχηματική αναπαράσταση των κανόνων που οδηγούν σε μια κατηγορία ή τιμή, που αποδεικνύεται ιδιαίτερα χρήσιμη κατά την πιστοληπτική βαθμολόγηση. Ένα απλό παράδειγμα της ταξινόμησης ανάμεσα σε καλούς και κακούς υποψήφιους δανειολήπτες, θα μπορούσε να γίνει μέσω ενός δένδρου απόφασης που παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.9 :



Σχήμα 2.9: Δέντρο ταξινόμησης καλών και κακών υποψήφιων δανειοληπτών

Οι Galindo και Tamayo (1997) χρησιμοποίησαν αυτή τη μεθοδολογία στον πιστωτικό κίνδυνο ενυπόθηκων δανείων, αλλά οι συγγραφείς ισχυρίζονται ότι η ανάλογη μεθοδολογία μπορεί να εφαρμοστεί και στην αξιολόγηση πιστωτικών καρτών. Τα αποτελέσματα της σύγκρισης ανάμεσα σε διαφορετικές μεθόδους ταξινόμησης έδειξαν ότι τα δέντρα CART παρέχουν την καλύτερη εκτίμηση στην αθέτηση. Γενικότερα, τα τελευταία χρόνια τα δένδρα απόφασης είναι ιδιαίτερα δημοφιλή, διότι παράγουν ακριβή μοντέλα πρόβλεψης επιτρέποντας συγχρόνως την πλήρη κατανόηση του αποτελέσματος. Επίσης, ένα ακόμα σημείο υπεροχής τους έναντι άλλων τεχνικών είναι ότι απαιτούν ελάχιστο χρόνο για να κατασκευαστούν. Μειονέκτημα, ωστόσο αποτελεί η αδυναμία εύρεσης κανόνων που βασίζονται σε συνδυασμό μεταβλητών και το γεγονός ότι ο διαχωρισμός των κλαδιών του δέντρου δεν είναι ομαλός, δηλαδή ότι η επιλογή του διαχωρισμού δεν λαμβάνει υπόψη τους διαχωρισμούς επόμενων επιπέδων. Ενώ τέλος το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής αν και εξακολουθεί να υπάρχει, εμφανίζεται ασθενέστερο (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001).

2.5.2.2.7 Ασαφής λογική και Προσεγγιστικά σύνολα

Η αντιμετώπιση προβλημάτων λήψης αποφάσεων, πολλές φορές, εμπεριέχει την πραγματοποίηση εκτιμήσεων αβέβαιου ή ασαφούς χαρακτήρα. Πολύ απλά αλλά απτά παραδείγματα αποτελούν οι έννοιες «σχεδόν», «συχνά», «κυρίως», κ.ά., οι οποίες χρησιμοποιούνται συχνά από τους αποφασίζοντες κατά την αξιολόγηση των εναλλακτικών δραστηριοτήτων ενός προβλήματος λήψης αποφάσεων. Η ασάφεια αυτών των απλών λεκτικών χαρακτηρισμών υποδεικνύει και την ασάφεια της διαδικασίας λήψης των αποφάσεων και του τρόπου με τον οποίο αξιολογούνται οι εξεταζόμενες εναλλακτικές δραστηριότητες. Η θεωρία της ασαφούς λογικής (fuzzy set theory), η οποία αναπτύχθηκε από τον Zadeh (1965), παρέχει τα κατάλληλα μέσα για τη μοντελοποίηση, αναπαράσταση και αντιμετώπιση προβλημάτων λήψης αποφάσεων τα οποία εμπεριέχουν κάποιο βαθμό ασάφειας, είτε ως προς τις επιδόσεις των εναλλακτικών δραστηριοτήτων, είτε ως προς τη μορφή της τελικής απόφασης που πρέπει να ληφθεί. Η βασική έννοια της καινοτόμου αυτής μεθοδολογικής προσέγγισης είναι η έννοια του ασαφούς συνόλου. Ως ασαφές σύνολο θεωρείται ένα σύνολο αντικειμένων το οποίο δεν έχει σαφή όρια (crisp boundaries).

Παρά τη διευρυμένη συζήτηση που έχει προκαλέσει η θεωρία των ασαφών συνόλων μεταξύ ερευνητών, ως προς τις μεθοδολογικές της βάσεις και τη σχέση της με την παραδοσιακή θεωρία των πιθανοτήτων, η εφαρμογή της στην αντιμετώπιση πρακτικών προβλημάτων σε διάφορους τομείς υπήρξε ευρύτατη. Παράλληλα, αποτέλεσε ένα επιπλέον μεθοδολογικό εργαλείο, το οποίο έχει “συνυπάρξει” και έχει συνδυαστεί και με άλλες εναλλακτικές προσεγγίσεις, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, τα έμπειρα συστήματα, το μαθηματικό προγραμματισμό και την πολυκριτήρια ανάλυση αποφάσεων (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001).

Ένα ακόμα χρήσιμο μεθοδολογικό εργαλείο για την αντιμετώπιση της ασάφειας και των ασυνεπειών που συχνά απαντώνται στη διαδικασία λήψης αποφάσεων είναι η θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων που έχει αναπτυχθεί τις τελευταίες δύο δεκαετίες από τον Pawlak (1982). Η χρησιμότητα των προσεγγιστικών συνόλων στην πιστοληπτική βαθμολόγηση αποδίδεται στην ικανότητά τους να αντιμετωπίζουν ατελή (incomplete), ανακριβή (imprecise) και ασυνεπή (incosistent) δεδομένα. Τα προσεγγιστικά σύνολα βασίζονται στο ότι η μείωση της ακρίβειας στην αναπαράσταση των δεδομένων καθιστά δυνατή την εύρεση προτύπων στα δεδομένα, που διαφορετικά θα εμποδίζονταν από την υπερβολική λεπτομέρεια.

Τα προσεγγιστικά σύνολα εφαρμόστηκαν στην αξιολόγηση χρηστών πιστωτικών καρτών από τον Matsatsinis (2003) μέσα στα πλαίσια ενός ευφυούς συστήματος υποστήριξης αποφάσεων. Το συγκεκριμένο σύστημα έχει ικανοποιητική ακρίβεια ταξινόμησης και διαθέτει την ικανότητα να ενσωματώνει ποιοτικές μεταβλητές, που στην αξιολόγηση πιστωτικών καρτών έχει ιδιαίτερη σημασία.

Το αποτέλεσμα της εφαρμογής των προσεγγιστικών συνόλων συνίσταται στην ανάπτυξη ενός συνόλου κανόνων αποφάσεων της μορφής: “Εάν σύζευξη στοιχειωδών συνθηκών τότε διάζευξη στοιχειωδών αποφάσεων”. Στις συνθήκες των κανόνων εξετάζονται οι επιδόσεις των εναλλακτικών δραστηριοτήτων στα εξεταζόμενα κριτήρια αξιολόγησης. Εάν αυτές οι επιδόσεις ικανοποιούν τις συνθήκες ενός κανόνα, τότε οι δραστηριότητες εντάσσονται στην κατηγορία που υποδεικνύει το συμπέρασμα του κανόνα. Η έκφραση των αναπτυσσόμενων κανόνων απόφασης σε

φυσική γλώσσα, τους καθιστά εύκολα κατανοητούς από τους αποφασίζοντες, στοιχείο που διευκολύνει σημαντικά την πρακτική εφαρμογή τους στην καθημερινή πρακτική (Ζοπουνίδης, 2003).

2.5.2.3 Εφαρμογές των τεχνικών εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου

Ιστορικά, η διακριτική ανάλυση και η λογιστική παλινδρόμηση αποτελούν τις πιο διαδεδομένες χρησιμοποιούμενες τεχνικές για τη δημιουργία συστημάτων πιστωτικής διαβάθμισης. Άλλες τεχνικές που έχουν χρησιμοποιηθεί στο πεδίο αυτό περιλαμβάνουν το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας, το μαθηματικό προγραμματισμό, τις αλυσίδες Markov, τα έμπειρα συστήματα, τους γενετικούς αλγόριθμους και τα νευρωνικά δίκτυα.

Η πρώτη δημοσιευμένη εργασία της χρήσης της διακριτικής ανάλυσης για την ανάπτυξη ενός συστήματος βαθμολόγησης φαίνεται να ήταν αυτή του Durand (1941) ο οποίος έδειξε ότι η μέθοδος αυτή μπορεί να παράγει καλές προβλέψεις πιστωτικών εξοφλήσεων. Ο Eisenbeis (1977-1978) παρουσίασε μια κριτική αποτίμηση της χρήσης της διακριτικής ανάλυσης στις επιχειρήσεις και τα οικονομικά γενικότερα. Άλλες εκτιμήσεις της χρήσης της διακριτικής ανάλυσης στη πιστωτική διαβάθμιση δόθηκαν από τους Myers και Forgy (1963) οι οποίοι σύγκριναν την διακριτική ανάλυση με την ανάλυση παλινδρόμησης, τον Lane (1972), τον Apilado et al. (1974), τους Moses και Liao (1987). Οι Grablowsky και Talley (1981) συνέκριναν τη γραμμική διακριτική ανάλυση και το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας χρησιμοποιώντας δεδομένα από μια μεγάλη αλυσίδα λιανικής πώλησης στην Αμερική.

Σε θεωρητικό επίπεδο, η λογιστική παλινδρόμηση θεωρείται πλέον το πιο κατάλληλο στατιστικό εργαλείο. Ο Wiginton (1980) έδωσε μια από τις πρώτες δημοσιευμένες εκτιμήσεις της εφαρμογής της λογιστικής παλινδρόμησης στην πιστωτική διαβάθμιση σε σύγκριση με τη διακριτική ανάλυση. Συμπέρανε ότι η λογιστική προσέγγιση έδωσε καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης αλλά και ότι καμία μέθοδος δεν ήταν αρκετά καλή ώστε να είναι οικονομικά αποδοτική. Παρόλαυτα το πρόβλημα του ήταν ασυνήθιστο καθώς από τα 8 διαθέσιμα χαρακτηριστικά, μόνο τρία επιλέχθηκαν ως σχετικά με τη πιστωτική βαθμολόγηση και μόνο αυτά χρησιμοποιήθηκαν στην

ανάλυσή του. Οι Srinivasan και Kim (1987) συμπεριέλαβαν τη λογιστική παλινδρόμηση σε μια συγκριτική έρευνα με άλλους μεθόδους και τέλος ο Leonard (1993a) επίσης εφάρμοσε τη λογιστική παλινδρόμηση σε μια διαδικασία αποτίμησης του κινδύνου σε επιχειρηματικά δάνεια.

Τα δέντρα απόφασης έχουν αναπτυχθεί σε πολλούς τομείς με πιο σημαντικούς τις επιστήμες ζωής, τη στατιστική και τη τεχνητή νοημοσύνη. Μια από τις πιο σημαντικές αναφορές στη στατιστική είναι αυτή του Breiman (1984) και μια έρευνα που επίσης περιέχει δουλειά σε τεχνητή νοημοσύνη είναι αυτή των Safavian και Landgrebe (1991). Εφαρμογές τέτοιων μεθόδων στη πιστωτική διαβάθμιση περιγράφονται από τους Makowski (1985), Coffman (1986), Carter και Catlett (1987) και Mehta (1968).

Φυσικά, οποιαδήποτε νέα τεχνολογία που μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια στην πρόβλεψη των συνεπών αιτούντων θα τραβήξει το ενδιαφέρον σε ένα εμπορικά ανταγωνιστικό περιβάλλον. Με τα έμπειρα συστήματα τώρα διαθέσιμα, είναι εντυπωσιακό που έχουν εφαρμοστεί στην πιστωτική διαβάθμιση. Δυστυχώς, οι δημοσιευμένες εφαρμογές είναι σπάνιες και δεν αναφέρουν λεπτομέρειες και περιλαμβάνουν αυτές των Zocco (1985), Davis (1987) και Leonard (1993b,c). Ένα ελκυστικό χαρακτηριστικό των έμπειρων συστημάτων σε αυτή την εφαρμογή τους είναι η ικανότητα τους να εξηγούν τις υποδείξεις τους και τις αποφάσεις τους. Αυτό θα ήταν σημαντικό για τους πιστωτικούς βαθμολογητές να εξηγούν στους αιτούντες τους λόγους της απόρριψής τους.

Μερικές έρευνες τονίζουν τη χρησιμότητα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στη χρηματοοικονομική διοίκηση. Οι Tam και Kiang (1992) συγκρίνουν τα τεχνητά νευρωνικά συστήματα με μια γραμμική ταξινόμηση, το λογιστικό μοντέλο παλινδρόμησης, τον αλγόριθμο kNN και τον αλγόριθμο ID3 για να προβλέψουν τις χρεωκοπίες των τραπεζών. Διαπίστωσαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι πιο ακριβή, προσαρμόσιμα και εύρωστα σε σύγκριση με άλλες μεθόδους. Οι Coats και Fant (1993) έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι πιο αποτελεσματικά από τη πολλαπλή διακριτή ανάλυση στον έγκαιρο εντοπισμό οικονομικής αποτυχίας. Οι Lacher et al. (1995) επίσης χρησιμοποίησαν τα νευρωνικά δίκτυα για να εκτιμήσουν τη

μελλοντική χρηματοοικονομική κατάσταση των εταιρειών. Οι Desai et al. (1996) έδειξαν ότι η διακριτική ανάλυση είναι συγκρίσιμη με τα νευρωνικά δίκτυα στη ταξινόμηση των αιτήσεων δανείων. Οι Zhang et al. (1999) απέδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ καλύτερα από τα μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης στη πρόβλεψη της χρεωκοπίας. Σε γενικές γραμμές, τα νευρωνικά δίκτυα είναι κατάλληλα για καταστάσεις όπου έχουμε ελλιπή κατανόηση της δομής των δεδομένων.

Το 2000 ο West σε άρθρο του αναλύει την ακρίβεια των ποσοτικών μοντέλων σε εφαρμογές πιστωτικής διαβάθμισης. Τα αποτελέσματα της έρευνας δείχνουν ότι η χρήση των νευρωνικών δικτύων στη πιστωτική διαβάθμιση μπορεί να επιφέρει βελτίωση της πιστωτικής ακρίβειας από 0.5% μέχρι 3%. Η χρήση των νευρωνικών δικτύων ωστόσο απαιτεί κάποιες ικανότητες μοντελοποίησης για να αναπτυχθούν νευρωνικές τοπολογίες και ανώτεροι μέθοδοι εκπαίδευσης. Για το λόγο αυτό οι ερευνητές προτείνουν τη λογιστική παλινδρόμηση ως μια καλή εναλλακτική των νευρωνικών δικτύων. Ένα προτέρημα της γραμμικής διακριτής ανάλυσης σε αυτή την έρευνα είναι η ακρίβεια των κακών πιστωτικών αποφάσεων. Τέλος τα μη παραμετρικά μοντέλα όπως η μέθοδος του πλησιέστερου γείτονα δεν παράγουν ικανοποιητικά αποτελέσματα αλλά μπορούν να επιδείξουν βελτιωμένη ακρίβεια σε πολύ μεγάλο σύνολο δεδομένων.

Στοιχεία από έρευνα που διεξήχθη το 2003 και κατέγραψαν οι Malhotra και Malhotra επιβεβαίωσε ότι τα νευρωνικά δίκτυα λειτουργούν καλύτερα σε σχέση με τη πολλαπλή διακριτή ανάλυση όσον αφορά τον προσδιορισμό πιθανών προβλημάτων δανεισμού. Συγκεκριμένα, μια ανάλυση νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιεί τις ίδιες μεταβλητές εισόδου με τη διακριτή ανάλυση παρέχει καλύτερα αποτελέσματα χωρίς να αντιμετωπίζει τα θεωρητικά προβλήματα της διακριτικής ανάλυσης.

Αναλύοντας τα στοιχεία έρευνας που δημοσιεύτηκε από τους Schebesch και Stecking (2005) παρατηρείται ότι έγινε διαχωρισμός των πιστωτικών αιτούντων σε πελατών χαμηλού και υψηλού κινδύνου. Ένα στατιστικό μοντέλο που χαρτογραφεί τα δεδομένα εισόδου στις δύο αυτές κατηγορίες, μπορεί να αποφασίσει εάν ένας νέος πελάτης μπορεί να γίνει αποδεκτός ή να απορριφθεί προβλέποντας την τάξη

κινδύνου του από τα νέα δεδομένα εισόδου. Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines) μπορούν να φτιάξουν τέτοια μοντέλα από τα δεδομένα χωρίζοντας μια ομάδα αιτούντων πίστωσης σε δύο υποσύνολα των “τυπικών” (typical) και των “κρίσιμων” (critical) προτύπων. Είναι γεγονός ότι την κατάσταση (κατηγορία κινδύνου) ενός αιτούντος τυπικού προτύπου είναι συνήθως πολύ εύκολο να προβλέψει ακόμη και μια μέθοδος γραμμικής ταξινόμησης. Η έρευνα απέδειξε ότι παρόλο που η λογιστική παλινδρόμηση είναι η πλέον καθιερωμένη τεχνική, το μοντέλο SVM παρέχει καλύτερα αποτελέσματα.

Σχετικά με το πιστωτικό κίνδυνο που αποτελεί και το κεντρικό θέμα της συγκεκριμένης διατριβής υπάρχει μεγάλο εύρος εργασιών όπου μπορεί κανείς να βρει μια ανασκόπηση του πεδίου της ανάπτυξης συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου και των μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται. Συγκεκριμένα, ο Thomas (2000) παρουσίασε μια ανασκόπηση των τεχνικών πιστωτικής διαβάθμισης από τα πεδία της στατιστικής και της επιχειρησιακής έρευνας που χρησιμοποιούνται για να βοηθήσουν τους οργανισμούς στην απόφαση τους να χορηγήσουν ή όχι δάνειο στους καταναλωτές που κάνουν αίτηση. Σύμφωνα με την ανασκόπηση αυτή, το 1980, η επιτυχία της πιστωτικής διαβάθμισης στις πιστωτικές κάρτες σήμαινε ότι οι τράπεζες άρχισαν να χρησιμοποιούν τη βαθμολόγηση (scoring) και για άλλα προϊόντα όπως προσωπικά δάνεια καθώς και στεγαστικά και επιχειρηματικά δάνεια λίγο αργότερα. Επίσης, η ανάπτυξη ενεργητικών στρατηγικών marketing το 1990 οδήγησε στη χρήση καρτών βαθμολόγησης (scorecards) για να βελτιώσει το βαθμό ανταπόκρισης σε εκστρατείες διαφήμισης. Η πρόοδος της τεχνολογίας επέτρεψε τη δοκιμή άλλων τεχνικών στη δημιουργία καρτών βαθμολόγησης. Το 1980 εισήχθησαν η λογιστική παλινδρόμηση και ο γραμμικός προγραμματισμός, ενώ πιο πρόσφατα έκαναν την εμφάνιση τους τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης όπως τα έμπειρα συστήματα και τα νευρωνικά δίκτυα. Η πιστωτική διαβάθμιση στις μέρες μας βασίζεται σε μεθόδους στατιστικής και επιχειρησιακής έρευνας. Τα στατιστικά εργαλεία περιλαμβάνουν τη διακριτή ανάλυση και τη λογιστική παλινδρόμηση. Οι τεχνικές επιχειρησιακής έρευνας περιλαμβάνουν παραλλαγές γραμμικού προγραμματισμού. Οι περισσότεροι δημιουργοί συστημάτων εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου χρησιμοποιούν αυτές τις τεχνικές ή συνδυασμό αυτών των τεχνικών. Η πιστωτική διαβάθμιση οδηγεί σε ένα αριθμό διαφορετικών μη παραμετρικών προσεγγίσεων μοντελοποίησης στατιστικής

και τεχνητής νοημοσύνης. Κάποιες που έχουν χρησιμοποιηθεί τα τελευταία χρόνια περιλαμβάνουν τα ευρέως διαδεδομένα νευρωνικά δίκτυα, τα έμπειρα συστήματα, τους γενετικούς αλγορίθμους και τις μεθόδους του πλησιέστερου γείτονα. Είναι ενδιαφέρον ότι τόσες διαφορετικές προσεγγίσεις έχουν χρησιμοποιηθεί στο ίδιο πρόβλημα ταξινόμησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο

ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟ ΠΕΔΙΟ ΤΗΣ ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΙΚΗΣ ΠΙΣΤΗΣ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναλυθεί η μοντελοποίηση ενός δείγματος 50.000 αιτήσεων χορήγησης πιστωτικής κάρτας από μια τράπεζα στη Βραζιλία. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν το στατιστικό πακέτο PASW Statistics 18 και η MATLAB και εφαρμόστηκαν πέντε τεχνικές εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου. Η λογιστική παλινδρόμηση και τα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόστηκαν στο στατιστικό πακέτο PASW Statistics 18 ενώ σε περιβάλλον MATLAB εφαρμόστηκαν ο αλγόριθμος Naive Bays, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM-Support Vector Machines) και τέλος μια τεχνική ανάπτυξης ενός σύνθετου μοντέλου ταξινόμησης (Treebagger¹¹). Για την ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training data) ενώ στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα ελέγχου για την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των μοντέλων.

Το δείγμα που χρησιμοποιήθηκε στην ανάλυση αφορά τα δεδομένα ενός διαγωνισμού που πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια του 14th Pacific-Asia Knowledge Discovery and Data Mining conference (PAKDD 2010¹²). Το διαγωνισμό συνδιοργάνωσαν η εταιρεία NeuroTech Ltd. και το Center for Informatics of the Federal University of Pernambuco (Brazil).

Συγκεκριμένα, τα δεδομένα για το διαγωνισμό του 2010 αφορούν τη χορήγηση πιστωτικών καρτών από μια Βραζιλιάνικη τράπεζα τα έτη 2006-2009 και αποτελούνται μόνο από τους πελάτες της εταιρείας και όχι τους απορριφθέντες αιτούντες. Οι πληροφορίες για τους πελάτες αποτελούνται από 52 επεξηγηματικές

¹¹ Treebagger είναι μια τεχνική ανάπτυξης σύνθετων μοντέλων ταξινόμησης (ensemble) με τη μορφή δέντρων μέσω του αλγορίθμου Bagging (Bootstrap Aggregation), ο οποίος αναπτύχθηκε από τον Breiman (1996)

¹² http://sede.neurotech.com.br/PAKDD2010/login.do?method=redirecionar&vs_Pagina=overview

μεταβλητές διαφορετικών ειδών καθώς και από μια μεταβλητή διαχωρισμού των πελατών σε καλούς και κακούς.

Στόχος του προβλήματος είναι η σύγκριση των αποτελεσμάτων των δεδομένων ελέγχου των 5 μοντέλων σε σύγκριση με τον προκαθορισμένο διαχωρισμό των πελατών.

3.2 ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ

Όπως ήδη αναφέρθηκε τα δεδομένα του προβλήματος αφορούν ένα δείγμα 50.000 πελατών μιας Βραζιλιάνικης τράπεζας που περιγράφονται από 54 μεταβλητές οι οποίες παρατίθενται στο παράρτημα 1 καθώς και ο τρόπος μέτρησης όσων δίνονται τα στοιχεία. Χρησιμοποιώντας το στατιστικό πρόγραμμα PASW Statistics 18 έγινε έλεγχος χ^2 για να ξεκαθαριστεί ποιες ποιοτικές μεταβλητές είναι σημαντικές για να χρησιμοποιηθούν στη μοντελοποίηση και ποιες όχι ενώ μέσω της καμπύλης ROC (Receiver Operating Characteristic curve)¹³ αξιολογήθηκε η σημαντικότητα των ποσοτικών μεταβλητών. Το κριτήριο για την αξιολόγηση των πιο σημαντικών μεταβλητών είναι το επίπεδο σημαντικότητας με τις ποιοτικές μεταβλητές που επιλέχθηκαν να είναι σημαντικές σε επίπεδο 1%. Αντίστοιχα, οι ποσοτικές μεταβλητές επιλέχθηκαν έτσι ώστε το εμβαδό κάτω από τη καμπύλη ROC να παρουσιάζει στατιστικά σημαντική διαφορά (σε επίπεδο 5%) σε σχέση με την τιμή όριο του 0.5, η οποία αντιστοιχεί στο εμβαδό κάτω από την καμπύλη ROC μιας ανεξάρτητης μεταβλητής που δεν έχει καμία διακριτική ικανότητα. Οι 19 μεταβλητές (Πίνακας 3.1) που θεωρήθηκαν οι πιο σημαντικές και χρησιμοποιήθηκαν στη μοντελοποίηση του προβλήματος καθώς και ο τρόπος μέτρησης τους (Πίνακας 3.2) παρατίθενται στη συνέχεια.

¹³ Περισσότερα στοιχεία για τη χρήση της καμπύλης ROC δίνονται στην ενότητα 3.3.2.

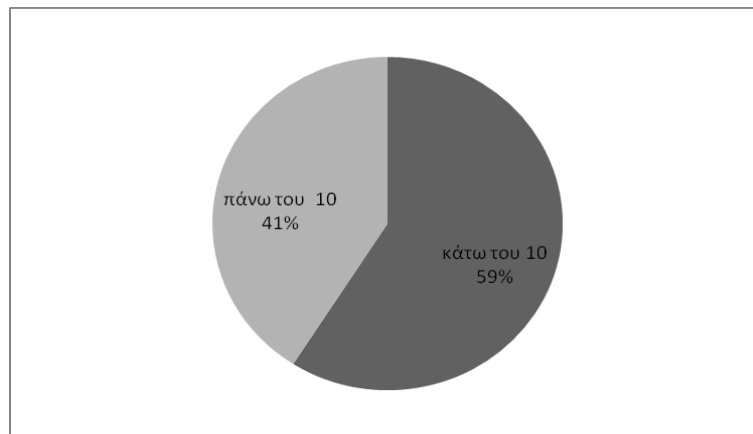
1. ΗΜΕΡΑ ΠΛΗΡΩΜΗΣ ΛΟΓΑΡΙΑΣΜΩΝ (Payment day)
2. ΤΡΟΠΟΣ ΥΠΟΒΟΛΗΣ ΑΙΤΗΣΗΣ (ταχυδρομικός ή μέσω διαδικτύου) (Application submission type)
3. ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ (Marital status)
4. ΠΕΡΙΟΧΗ ΔΙΑΜΟΝΗΣ (Residential state)
5. ΥΠΑΡΞΗ ΤΗΛΕΦΩΝΟΥ ΟΙΚΙΑΣ (Flag Residential phone)
6. ΤΥΠΟΣ ΚΑΤΟΙΚΙΑΣ (κάτοχος, σε υποθήκη, σε ενοίκιο, οικογενειακό, κάτοχοι οι γονείς) (Residence type)
7. ΧΡΟΝΙΚΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΤΩΡΙΝΗΣ ΚΑΤΟΙΚΙΑΣ ΣΕ ΜΗΝΕΣ (Months in residence)
8. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΧΕΙ EMAIL (Flag email)
9. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΙΝΑΙ ΚΑΤΟΧΟΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΗΣ ΚΑΡΤΑΣ MASTERCARD (Flag MasterCard)
10. ΑΡΙΘΜΟΣ ΤΡΑΠΕΖΙΚΩΝ ΛΟΓΑΡΙΑΣΜΩΝ (Quant banking accounts)
11. ΑΡΙΘΜΟΣ ΙΔΙΑΙΤΕΡΩΝ ΤΡΑΠΕΖΙΚΩΝ ΛΟΓΑΡΙΑΣΜΩΝ (Quant special banking accounts)
12. ΑΡΙΘΜΟΣ ΑΥΤΟΚΙΝΗΤΩΝ ΠΟΥ ΚΑΤΕΧΕΙ Ο ΑΙΤΩΝ (Quant cars)
13. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΑΝΑΦΕΡΕΙ ΤΟ ΟΝΟΜΑ ΤΗΣ ΕΤΑΙΡΕΙΑΣ ΠΟΥ ΕΠΙΣΗΜΑ ΕΡΓΑΖΕΤΑΙ (Company)
14. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΑΝΑΦΕΡΕΙ ΤΟ ΤΗΛΕΦΩΝΟ ΤΗΣ ΕΤΑΙΡΕΙΑΣ ΠΟΥ ΕΡΓΑΖΕΤΑΙ (Flag professional phone)
15. ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΠΑΓΓΕΛΜΑΤΟΣ ΑΙΤΟΥΝΤΟΣ (Profession code)
16. ΕΙΔΟΣ ΕΝΑΣΧΟΛΗΣΗΣ (Occupation type)
17. ΕΠΙΠΕΔΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (Education level)
18. ΤΥΠΟΣ ΠΡΟΪΟΝΤΟΣ ΠΙΣΤΩΣΗΣ ΠΟΥ ΕΦΑΡΜΟΣΤΗΚΕ (Product)
19. ΗΛΙΚΙΑ ΑΙΤΟΥΝΤΟΣ (Age)

Πίνακας 3.1: Οι πιο σημαντικές μεταβλητές

1. μετριέται σε κλίμακα δύο επιπέδων: πάνω του 10 και κάτω του 10. Περισσότερες πληροφορίες τι είναι τα στοιχεία δε δίνονται
2. μετριέται με: Web και Carga . Περισσότερες πληροφορίες για τα στοιχεία αυτά δε δίνονται
3. μετριέται σε 4 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,7, το δεύτερο 1,6 το τρίτο 2,5 και το τέταρτο 3,4. Περισσότερες πληροφορίες για τα ψηφία δεν δίνονται
4. μετριέται σε 4 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 1,3,4,9,10,22,23,25,27 το δεύτερο 17,20,26 το τρίτο 2,5,7,8,11,13-16,18,19,24, το τέταρτο 6,12,21. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
5. μετριέται με: Υ και Ν όπου το Υ δηλώνει εάν ο αιτών έχει τηλέφωνο οικίας (Yes) και το Ν εάν δεν έχει (No)
6. μετριέται σε 2 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,1,3 και το δεύτερο 2,4,5. Περισσότερες πληροφορίες τα ψηφία δεν δίνονται
7. μετριέται με : 1,2,...Null που δηλώνουν πόσους μήνες διαρκεί η τωρινή κατοικία
8. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει ή όχι email. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
9. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει ή όχι κάρτα MASTERCARD. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
10. μετριέται με: 0,1,2 που εκφράζουν τον αριθμό των τραπεζικών λογαριασμών
11. μετριέται με: 0,1,2 που εκφράζουν τον αριθμό των ιδιαίτερων τραπεζικών λογαριασμών
12. Καταγραφή αριθμού αυτοκινήτων αιτούντος.
13. μετριέται με: Υ και Ν όπου το Υ δηλώνει εάν ο αιτών αναφέρει το όνομα της εταιρείας που εργάζεται (Yes) και το Ν εάν όχι (No)
14. μετριέται με: Υ και Ν όπου το Υ δηλώνει εάν ο αιτών αναφέρει το τηλέφωνο της εταιρείας που εργάζεται (Yes) και το Ν εάν όχι (No)
15. μετριέται σε 3 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,1,9-12,15 το δεύτερο 2,4,7,8,14 και το τρίτο 3,5,6,13,16-18. Περισσότερες πληροφορίες για τα ψηφία δεν δίνονται
16. μετριέται σε 2 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,1 και το δεύτερο 2-5. Περισσότερες πληροφορίες για τα ψηφία δεν δίνονται
17. μετριέται σε 2 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,1,2 και το δεύτερο 3,4,5. Περισσότερες πληροφορίες για τα ψηφία δεν δίνονται
18. μετριέται με : 1,2,7 Περισσότερες πληροφορίες δε δίνονται
19. Καταγραφή ηλικίας αιτούντος

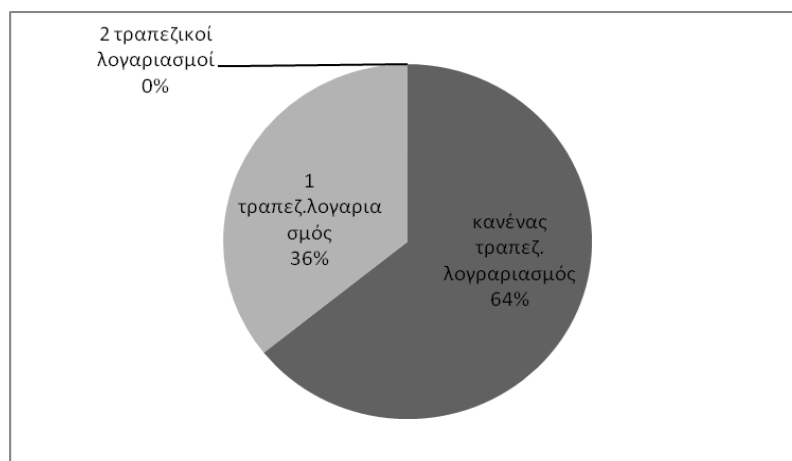
Πίνακας 3.2: Τρόπος μέτρησης των πιο σημαντικών μεταβλητών

Μια πιο λεπτομερής ανάλυση των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν βοήθησε στη στατιστική απεικόνιση των σημαντικών μεταβλητών των οποίων υπήρχαν επαρκή στοιχεία για το τρόπο μέτρησής τους. Συγκεκριμένα όσον αφορά την ημέρα πληρωμής των λογαριασμών των αιτούντων το 59% διαπιστώνεται ότι πληρώνει τους λογαριασμούς μέχρι το πρώτο 10ήμερο ενώ το 41% μετά το πρώτο 10ήμερο (Σχήμα 3.1).



Σχήμα 3.1: Ημέρα πληρωμής λογαριασμών

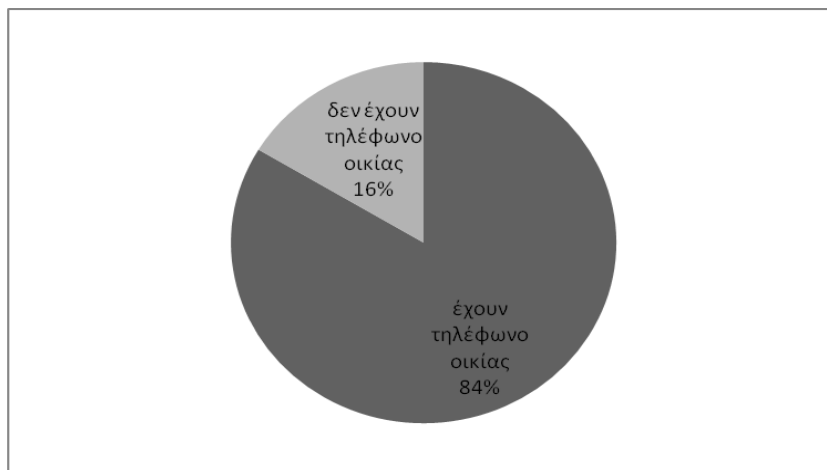
Όσον αφορά τον αριθμό των τραπεζικών λογαριασμών των αιτούντων (Σχήμα 3.2) παρατηρήθηκε ότι ένα μεγάλο ποσοστό που ανέρχεται στο 64% δεν διαθέτουν κανένα τραπεζικό λογαριασμό ενώ μόλις το 36% διαθέτει τουλάχιστον ένα τραπεζικό λογαριασμό. Αξίζει να σημειωθεί ότι από τους 50000 αιτούντες μόνο 14 διέθεταν 2 τραπεζικούς λογαριασμούς ποσοστό που θεωρείται αμελητέο.



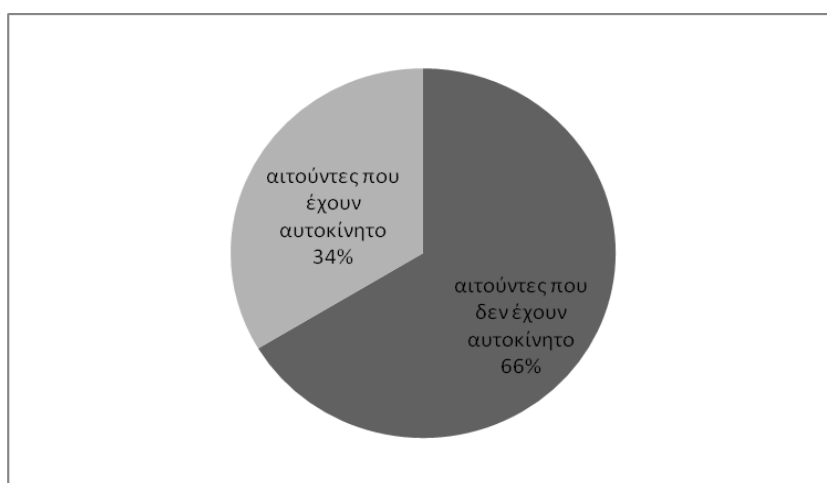
Σχήμα 3.2: Αριθμός τραπεζικών λογαριασμών αιτούντων

Όταν ρωτήθηκαν οι αιτούντες αν διαθέτουν τηλέφωνο οικίας (Σχήμα 3.3), ένα πολύ μεγάλο ποσοστό που ανέρχεται στο 84% δήλωσαν ότι έχουν τηλέφωνο ενώ μόλις το

16% δήλωσαν ότι δεν έχουν. Στην ερώτηση που τους τέθηκε εάν διαθέτουν αυτοκίνητο (Σχήμα 3.4) το 66% δήλωσαν ότι δεν έχουν στη κατοχή του αυτοκίνητο ενώ μόνο το 34% δήλωσαν ότι έχουν αυτοκίνητο.



Σχήμα 3.3: Κατοχή τηλεφώνου οικίας από τους αιτούντες

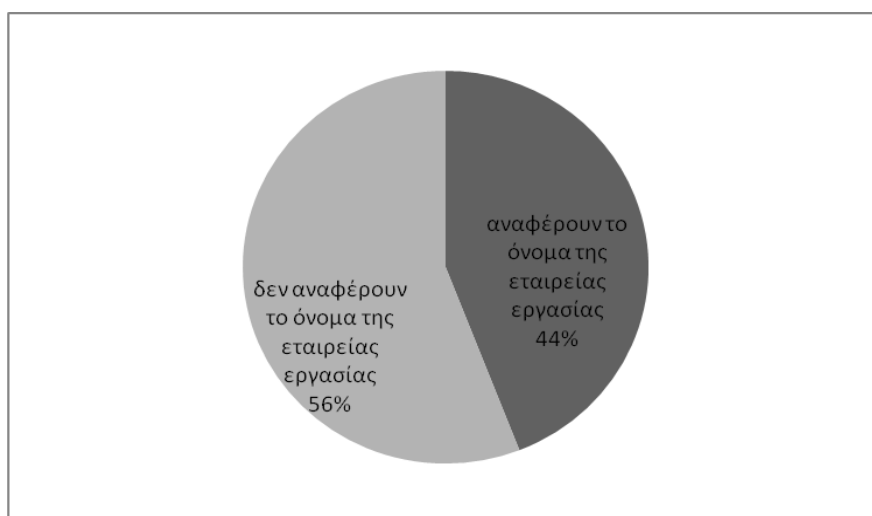


Σχήμα 3.4: Κατοχή αυτοκινήτου από τους αιτούντες

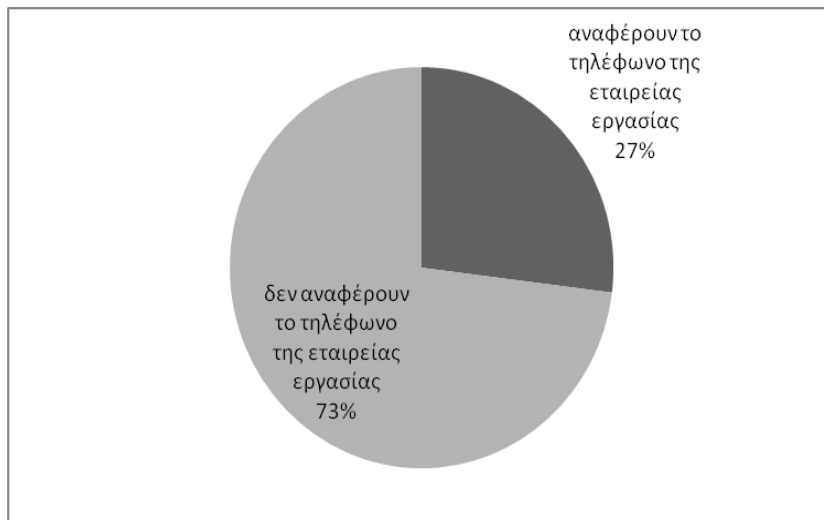
Όσον αφορά τις μεταβλητές που σχετίζονται με το επάγγελμα των αιτούντων, όταν ρωτήθηκαν για το όνομα της εταιρείας που εργάζονται (Σχήμα 3.5) το 56% δε δήλωσε το όνομα της εταιρείας ενώ μόνο το 44% δεν είχε πρόβλημα να αναφερθεί στην ονομασία της εταιρείας. Στην ερώτηση εάν ήταν πρόθυμοι να δώσουν το τηλέφωνο της εταιρείας που εργάζονται (Σχήμα 3.6) το 73% δεν δηλώνουν το τηλέφωνο εργασίας τους ενώ μόνο το 27% είναι πρόθυμοι να το δώσουν.

Στη συνέχεια έγινε η συνολική στατιστική απεικόνιση της μεταβλητής στόχου των που δηλώνει το ποσοστό καλών και κακών πελατών στο δείγμα (Σχήμα 3.7). Λαμβάνοντας υπόψη λοιπόν τα δεδομένα διαπιστώνεται ότι το μεγαλύτερο ποσοστό πελατών που ανέρχεται στο 74% θεωρούνται καλοί πελάτες ενώ μόνο το 26% χαρακτηρίζονται ως κακοί πελάτες.

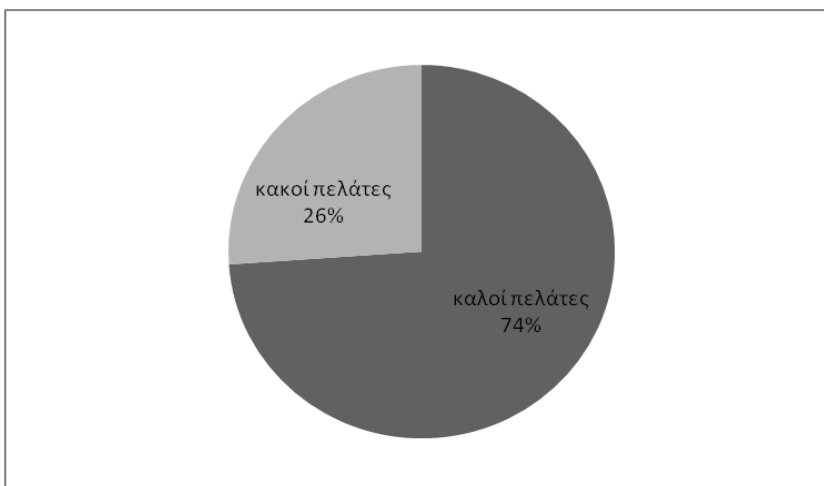
Από τα διαθέσιμα δεδομένα των 50000 πελατών έγινε ένας τυχαίος διαχωρισμός, ώστε μέρος των δεδομένων να χρησιμοποιηθεί ως δείγμα εκπαίδευσης και το υπόλοιπο ως δείγμα ελέγχου. Δεδομένου του σχετικά μικρού αριθμού κακών πελατών στο δείγμα, το δείγμα εκπαίδευσης διαμορφώθηκε έτσι ώστε να περιλαμβάνει ένα σύνολο τυχαία επιλεγμένων κακών πελατών (9129), οι οποίοι αντιστοιχούν στο 70% περίπου του συνόλου των κακών πελατών του δείγματος. Προκειμένου να περιοριστεί η επίδραση στα αποτελέσματα των μεθόδων που θα είχε η χρήση ενός διαφορετικού αριθμού καλών πελατών στο δείγμα εκπαίδευσης, αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί ίδιος αριθμός (9129) καλών πελατών. Οι αντίστοιχες παρατηρήσεις επιλέχθηκαν τυχαία από το σύνολο (37000) των καλών πελατών του δείγματος. Οι παρατηρήσεις που δεν εντάχθηκαν, σύμφωνα με την παραπάνω διαδικασία στο δείγμα εκπαίδευσης, χρησιμοποιήθηκαν για τη διαμόρφωση του δείγματος ελέγχου. Έτσι, τελικά το δείγμα ελέγχου (Σχήμα 3.8) διαμορφώνεται κατά 12% από κακούς πελάτες (3912 παρατηρήσεις) και κατά 88% από καλούς πελάτες (27830 παρατηρήσεις)



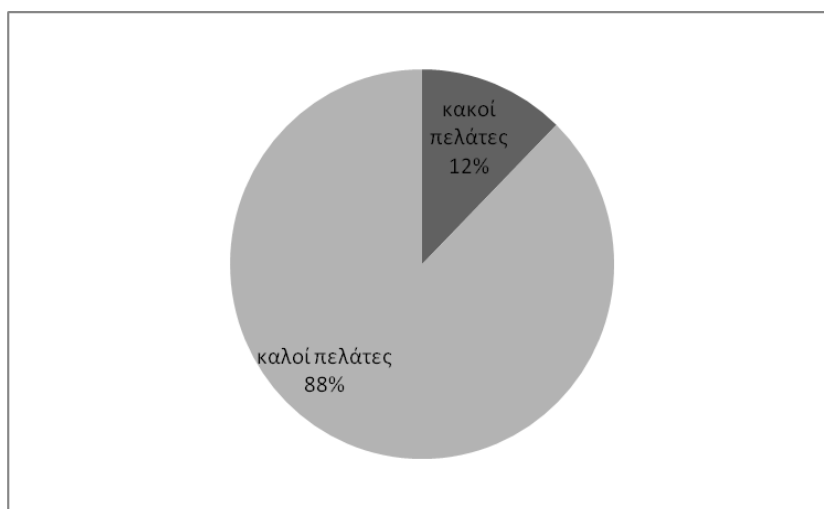
Σχήμα 3.5: Δήλωση ονόματος εταιρείας εργασίας αιτούντος



Σχήμα 3.6: Δήλωση τηλεφώνου εταιρείας εργασίας αιτούντος



Σχήμα 3.7: Ποσοστό καλών και κακών πελατών στο συνολικό δείγμα



Σχήμα 3.8: Ποσοστό καλών και κακών πελατών στο δείγμα ελέγχου

Τέλος στο παρακάτω πίνακα συνοψίζονται τα ποσοστά κακών πελατών στις 6 μεταβλητές που ήταν δυνατή η στατιστική απεικόνιση τους. Όπως παρατηρείται λοιπόν το ποσοστό κακών πελατών στο σύνολο των πελατών που πληρώνουν τους λογαριασμούς τους το πρώτο 10ήμερο είναι 24% ενώ αντίστοιχα το ποσοστό κακών πελατών στο σύνολο των πελατών που πληρώνουν τους λογαριασμούς τους μετά το πρώτο 10ήμερο είναι 30%. Από αυτούς που έχουν τηλέφωνο οικίας το ποσοστό κακών είναι 25% ενώ από αυτούς που δεν έχουν το ποσοστό κακών είναι 32%. Το ποσοστό κακών πελατών σε αυτούς που δήλωσαν το όνομα της εταιρείας που εργάζονται και σε αυτούς που δε το δήλωσαν είναι ίδιο και είναι 26%. Από τους αιτούντες που ανέφεραν το τηλέφωνο της εταιρείας που εργάζονται το 27% θεωρούνται κακοί πελάτες ενώ από αυτούς που δε το ανέφεραν το ποσοστό κακών πελατών αντιστοιχεί στο 26%. Το 27% των αιτούντων που διαθέτουν ένα τραπεζικό λογαριασμό θεωρούνται κακοί πελάτες , το 26% αυτών που δε διαθέτουν κανένα λογαριασμό θεωρούνται κακοί ενώ από τους 14 που δήλωσαν ότι διέθεταν και δεύτερο τραπεζικό λογαριασμό κακοί χαρακτηρίστηκαν μόνο οι 8. Τέλος από τους αιτούντες που είχαν στη κατοχή τους αυτοκίνητο το 27% χαρακτηρίστηκαν ως κακοί πελάτες ενώ από αυτούς που δεν έχουν κακοί θεωρήθηκαν το 26%.

Payment day	Πληρωμή στο 1ο 10ήμερο	Πληρωμή μετά το 1ο 10ήμερο
	24,00%	30,00%
Flag Residential phone	Ναι	Όχι
	25%	32%
Company	Ναι	Όχι
	26%	26%
Flag professional phone	Δηλώθηκε	Δε δηλώθηκε
	27%	26%
Quant banking accounts	Έχει	Δεν έχει
	27%	26%
Quant cars	Έχει	Δεν έχει
	27%	26%

Πίνακας 3.3: Ποσοστά κακών πελατών σε 5 μεταβλητές

3.3. ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Όπως ήδη αναφέρθηκε χρησιμοποιήθηκαν πέντε τεχνικές εκτίμησης πιστωτικού κινδύνου: η λογιστική παλινδρόμηση, τα νευρωνικά δίκτυα, η τεχνική Treebagger, ο αλγόριθμος Naive Bays και τέλος οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM-Support Vector Machines). Η προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων αξιολογήθηκε με διάφορα κριτήρια όπως το εμβαδόν κάτω από τη καμπύλη ROC, το δείκτη Kolmogorov-Smirnov και το δείκτη CIER (Conditional information entropy ratio). Η ακρίβεια των πέντε τεχνικών και τα αποτελέσματα των κριτηρίων που αναφέρθηκαν αποτελούν το στόχο του προβλήματος και θα αναλυθούν στη συνέχεια.

3.3.1 Ακρίβεια ταξινόμησης

Το δημοφιλέστερο μοντέλο ταξινόμησης είναι η ακρίβεια. Όσον αφορά την ακρίβεια των αποτελεσμάτων των 5 τεχνικών που χρησιμοποιήθηκαν στο δείγμα μας (Πίνακας 3.4) παρατηρείται ότι τη μεγαλύτερη ακρίβεια στη σωστή πρόβλεψη των κακών πελατών στο δείγμα είχε η τεχνική TreeBagger με ποσοστό ακρίβειας περίπου 66,6%. Τη δεύτερη θέση κατέχουν οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με ποσοστό ακρίβειας 64% περίπου, ενώ τις τρεις τελευταίες (με σειρά κατάταξης) θέσεις καταλαμβάνουν τα νευρωνικά δίκτυα με ποσοστό 59.2% περίπου, ο αλγόριθμος Naive Bayes με ποσοστό 59% και τέλος η λογιστική παλινδρόμηση με ποσοστό 56.5%. Τη μεγαλύτερη ακρίβεια στη σωστή πρόβλεψη των καλών πελατών στο δείγμα είχε η λογιστική παλινδρόμηση με ποσοστό 56% περίπου, τη δεύτερη θέση κατέχει ο αλγόριθμος Naive Bayes με ποσοστό 53% ενώ τις τρεις τελευταίες κατά σειρά θέσεως στη σωστή εκτίμηση των καλών πελατών καταλαμβάνουν τα νευρωνικά δίκτυα με ποσοστό 52.3% περίπου, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με ποσοστό 51.9% και τέλος η τεχνική TreeBagger με ποσοστό 50.2%. Στο μέσο όρο των δύο ποσοστών ακρίβειας που αναφέρθηκαν την πρώτη θέση καταλαμβάνουν η τεχνική TreeBagger με ποσοστό 58.4% περίπου, τη δεύτερη οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με ποσοστό 58.05% , την τρίτη η λογιστική παλινδρόμηση με ποσοστό 56.2% και τέλος τις δυο τελευταίες θέσεις ο αλγόριθμος Naive Bayes με ποσοστό 55.98% και τα νευρωνικά δίκτυα με ποσοστό 55.77%. Το μεγαλύτερο ποσοστό συνολικής ακρίβειας σωστής πρόβλεψης αποτελεσμάτων είναι 56% περίπου και το

έχει η λογιστική παλινδρόμηση. Στη δεύτερη θέση ποσοστού συνολικής ακρίβειας βρίσκεται ο αλγόριθμος Naive Bayes με ακρίβεια 53.7% περίπου, ενώ τις τρεις τελευταίες θέσεις με πολύ μικρή διαφορά καταλαμβάνουν οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με ποσοστό 53.5%, τα νευρωνικά δίκτυα με ποσοστό 53.1% και τέλος η τεχνική TreeBagger με ποσοστό 52.2% περίπου.

	Ποσοστό κακών	Ποσοστό καλών	Μέσος όρος	Συνολική ακρίβεια
Logistic Regression	56,52	55,94	56,23	56,01
Neural Network	59,25	52,28	55,77	53,14
Naive Bayes	59,02	52,93	55,98	53,68
TreeBagger	66,59	50,21	58,40	52,23
SVM	64,11	51,99	58,05	53,49

Πίνακας 3.4: Ποσοστά ακρίβειας προβλέψεων των μοντέλων ταξινόμησης στο δείγμα ελέγχου

3.3.2 Αποτελέσματα καμπύλης ROC

Μια μέθοδος αποτίμησης η οποία επιτρέπει μια περιεκτική ανάλυση όλων των πιθανών σφαλμάτων είναι η καμπύλη ROC. Η καμπύλη ROC έχει χρησιμοποιηθεί σε διάφορους τομείς που εκτείνονται από την μηχανική υπολογιστών και την πρόγνωση του καιρού έως την ψυχολογία και είναι επίσης ευρέως διαδεδομένη στους ιατρικούς ελέγχους για να προσδιορίσει την αποτελεσματικότητα των φαρμακευτικών αγωγών. Η καμπύλη ROC αποτυπώνει την ευαισθησία (sensitivity) του μοντέλου στον κάθετο άξονα έναντι της ιδιαιτερότητας του (specificity) στον οριζόντιο άξονα. Η κατασκευή του διαγράμματος ROC υλοποιείται συνήθως στη περίπτωση δυο κατηγοριών αλλά μπορεί να επεκταθεί και στη περίπτωση περισσότερων κατηγοριών. Δεδομένου λοιπόν δυο κατηγοριών 0 και 1 όπως και στη περίπτωση μας, το διάγραμμα ROC είναι ένα διάγραμμα δυο αξόνων όπου ο οριζόντιος άξονας δείχνει το ποσοστό των παρατηρήσεων της κατηγορίας 0 που ταξινομούνται από ένα μοντέλο εσφαλμένα στην κατηγορία 1 (false positive, FP). Ο κάθετος άξονας δείχνει το ποσοστό των παρατηρήσεων που ταξινομήθηκαν από τον αποφασίζοντα στην κατηγορία 1 και το υπόδειγμα τις ταξινομεί επίσης στη κατηγορία 1 (true positive, TP). Οι καμπύλες ROC για τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της παρούσας συγκριτικής αξιολόγησης παρουσιάζονται στο σχήμα 3.9.

Η περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC είναι ένας κατάλληλος τρόπος να συγκριθούν διαφορετικά μοντέλα ταξινόμησης όταν ο αναλυτής δεν έχει επαρκείς πληροφορίες όσον αφορά το κόστος και τη σοβαρότητα των σφαλμάτων ταξινόμησης. Αυτή η μέτρηση είναι ισοδύναμη με τον δείκτη Gini (Thomas et al., 2002) και τον στατιστικό έλεγχο Mann-Whitney-Wilcoxon για τη σύγκριση δυο κατανομών (Hanley and McNeil, 1982, 1983). Για παράδειγμα εάν οι παρατηρήσεις προσδιορίζονται σε δυο κλάσεις τυχαία, έτσι ώστε να υπάρχει ίση πιθανότητα προσδιορισμού σε κάθε κλάση, η καμπύλη ROC θα ακολουθούσε μια γραμμή που θα απέχει 45 μοίρες από τον οριζόντιο άξονα. Μια τέλεια δυαδική ταξινόμηση αναπαριστάται από μια καμπύλη ROC που ακολουθεί τον άξονα y από την αρχή των συντεταγμένων στο σημείο (0, 1) και στη συνέχεια ακολουθεί την ανώτατη κορυφή του τετραγώνου που σχηματίζεται.

Το εμβαδόν κάτω από τη καμπύλη ROC θεωρείται ως ο μέσος όρος των βαθμών λανθασμένης ταξινόμησης ανάμεσα σε όλες τις πιθανές επιλογές των ποικίλων ορίων ταξινόμησης. Με άλλα λόγια είναι ο μέσος όρος της διαγνωστικής επίδοσης ενός συγκεκριμένου μοντέλου στο σύνολο όλων των πιθανών τιμών για τη σχετική λανθασμένη ταξινόμηση (Hand, 2001). Η ερμηνεία του εμβαδού κάτω από την καμπύλη ROC όπου ένας “καλός” πελάτης αντιστοιχίζεται στη κατηγορία 1 ενώ ένας “κακός” στην κατηγορία 0, είναι η απάντηση στην ερώτηση- “Χρησιμοποιώντας αυτό το μοντέλο, ποια η είναι η πιθανότητα ένας πραγματικά καλός πελάτης να βαθμολογηθεί υψηλότερα από έναν κακό πελάτη”;

Ειδικότερα, το εμβαδό θ κάτω από την καμπύλη ROC μπορεί να οριστεί ως εξής:

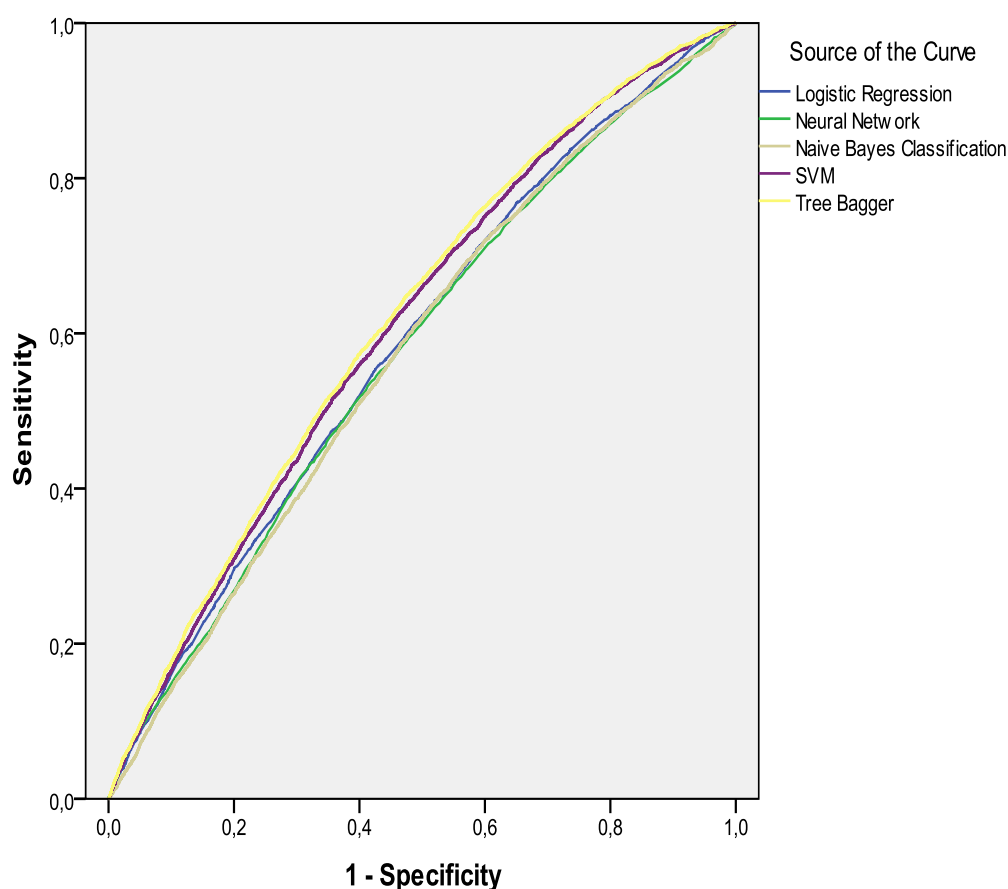
$$\theta = \int F(p|0)dF(p|1)dp,$$

Όπου $F(p|0)$ είναι η κατανομή των πιθανοτήτων για τη κατηγορία 0 (πελάτες υψηλού πιστωτικού κινδύνου) και $F(p|1)$ είναι η κατανομή των πιθανοτήτων για την κατηγορία 1 (πελάτες χαμηλού κινδύνου).

Η καμπύλη ROC παρέχει μια αποτίμηση ενός μοντέλου που βασίζεται στην απώλεια που συνδέεται με οποιαδήποτε επιλογή κατωφλιού ταξινόμησης και οποιαδήποτε αναλογία κόστους λανθασμένης ταξινόμησης. Έτσι η χρήση της καμπύλης ROC ενσωματώνει αποτελέσματα από όλες τις πιθανές περιπτώσεις λανθασμένων

ταξινομήσεων. Ως αποτέλεσμα η καμπύλη Roc θεωρείται κατάλληλη σε σενάρια όπου δεν υπάρχουν πληροφορίες διαθέσιμες για το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης ή όπου η τιμή του κόστους μπορεί να μεταβάλλεται. Εναλλακτικά, στις περιπτώσεις όπου είναι διαθέσιμες υπαρκτές πληροφορίες όσον αφορά τη λανθασμένη ταξινόμηση, τότε όλα τα πιθανά σενάρια δεν είναι σχετικά μετατρέποντας έτσι τη καμπύλη ROC σε λιγότερο κατάλληλη μέθοδο (Keenan and Sobehart 1999).

Χρησιμοποιώντας την καμπύλη ROC στο δείγμα μας (δείγμα ελέγχου) και λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα (Πίνακας 3.5) διαπιστώνεται ότι πιο αποτελεσματική τεχνική στη περίπτωση αυτή θεωρείται η τεχνική Tree Bagger με εμβαδόν 0.618 και αμέσως καλύτερη οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με εμβαδόν 0.61. Τη τρίτη θέση στη σειρά κατάταξης καταλαμβάνει η λογιστική παλινδρόμηση με εμβαδόν 0.586 ενώ τη προτελευταία θέση τα νευρωνικά δίκτυα με εμβαδόν 0.577. Τέλος ο αλγόριθμος Naïve Bayes με εμβαδόν 0.575 κατατάσσεται ως η λιγότερο αποτελεσματική μέθοδος.



Σχήμα 3.9: Οι καμπύλες ROC των μοντέλων στο δείγμα ελέγχου

95% Διάστημα Εμπιστοσύνης			
	θ	Lower Bound	Upper Bound
Logistic Regression	0,586	0,577	0,596
Neural Network	0,577	0,568	0,587
Naive Bayes	0,575	0,566	0,584
SVM	0,61	0,601	0,619
TreeBagger	0,618	0,609	0,627

Πίνακας 3.5: Εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC των μοντέλων στο δείγμα ελέγχου

3.3.3 Αποτελέσματα Kolmogorov-Smirnov

Μια από τις πιο γνωστές μεθόδους για την αξιολόγηση μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης είναι ο έλεγχος Kolmogorov-Smirnov (K-S). Ο έλεγχος K-S μετράει την απόσταση ανάμεσα στην αθροιστική κατανομή των βαθμολογιών που αποδίδει ένα μοντέλο ταξινόμησης σε παρατηρήσεις (πελάτες) δυο διαφορετικών κατηγοριών.

Η βαθμολογία στην οποία παρατηρείται μεγαλύτερη διαφορά ανάμεσα στις δυο κατανομές θεωρείται η τιμή κατώφλι για την αποδοχή ή απόρριψη μιας αίτησης δανειοδότησης. Το μοντέλο που επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη διαφορά ανάμεσα στις δυο κατανομές θα μπορούσε να θεωρηθεί ως το ανώτερο μοντέλο.

Ο έλεγχος K-S (Hand, 2000) υποθέτει ότι τα σχετικά κόστη των σφαλμάτων λανθασμένης ταξινόμησης είναι ίσα ή ότι μόνο ένα κόστος του σφάλματος λανθασμένης ταξινόμησης είναι σχετικό. Στη πράξη, αυτό ίσως αποτελεί μια μερικώς ισχύουσα υπόθεση - οι αναλυτές αναπτύσσουν μοντέλα για δανειολήπτες που έχουν γενικά επίγνωση του κόστους που σχετίζεται με ένα λογαριασμό που τελικά δε τον πληρώνουν (false positive). Παρόλαυτα δεν αναπτύσσονται μοντέλα για τις απώλειες από την μη αποδοχή πελατών που έχουν πληρώσει στην ώρα τους (false negative). Ως αποτέλεσμα ο έλεγχος K-S δεν ενσωματώνει διαθέσιμες σχετικές πληροφορίες όσον αφορά την παρουσίαση μοντέλων ταξινόμησης – τους βαθμούς λανθασμένης ταξινόμησης και τα σχετικά τους κόστη. Η μέτρηση της διαχωριστικότητας γίνεται τότε σε κάποιο βαθμό κοίλη.

Σε κάποια παραδείγματα ο ερευνητής ίσως δεν έχει πληροφορίες όσον αφορά το κόστος του βαθμού σφάλματος όπως το σχετικό κόστος ενός σφάλματος εναντίον κάποιου άλλου. Σε σχεδόν κάθε περίπτωση, ένα είδος λανθασμένης ταξινόμησης θεωρείται να είναι πιο σοβαρό από κάποιο άλλο. Ωστόσο, δεν είναι εύκολο να γίνει ο καθορισμός του σφάλματος που θεωρείται πιο σοβαρό όπως για παράδειγμα στην ερώτηση εάν σε μια πολύ ανταγωνιστική επιχείρηση είναι χειρότερο λάθος να απορριφθεί ένας πιθανόν πολύτιμος πελάτης σε ένα ανταγωνιστή ή να γίνει αποδεκτός ένας πελάτης που δεν ανταποκρίνεται στις οικονομικές του προσδοκίες, δεν υπάρχει μια ακριβής απάντηση (Keenan and Sobehart, 1999).

Λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα από την εφαρμογή του ελέγχου Kolmogorov-Smirnov (Πίνακας 3.6) διαπιστώνεται ότι πιο αποτελεσματική τεχνική στη περίπτωση μας θεωρείται για άλλη μια φορά η τεχνική TreeBagger με τιμή δείκτη K-S 10.209 και αμέσως καλύτερη οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με τιμή 9.497. Τη τρίτη θέση στη σειρά κατάταξης καταλαμβάνει (όπως και στην καμπύλη ROC) η λογιστική παλινδρόμηση με τον δείκτη K-S να παίρνει τη τιμή 7.531. Η μόνη διαφορά με τα αποτελέσματα της καμπύλης ROC είναι στις δυο τελευταίες θέσεις όπου εδώ τη προτελευταία θέση καταλαμβάνει ο αλγόριθμος Naive Bayes με τιμή 7.140 και στη τελευταία θέση βρίσκονται τα νευρωνικά δίκτυα με δείκτη K-S 6.96.

	Kolmogorov-Smirnov Z	Asymp. Sig. (2-tailed)
Logistic Regression	7,531	0
Neural Network	6,96	0
Naive Bayes	7,14	0
SVM	9,497	0
TreeBagger	10,209	0

Πίνακας 3.6: Δείκτες Kolmogorov-Smirnov για το δείγμα ελέγχου

3.3.4 Αποτελέσματα δείκτη conditional information entropy ratio (CIER)

Ένας διαφορετικός τρόπος μέτρησης της ποιότητας μοντέλων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου βασίζεται στις πληροφορίες για τις παραβιάσεις που περιέχονται στην κατανομή των βαθμολογιών κινδύνου ή η εντροπία της πληροφορίας

(information entropy- IE). Διαισθητικά, η εντροπία μετράει το συνολικό “ ποσό αβεβαιότητας” μιας τυχαίας μεταβλητής. Για τον υπολογισμό του δείκτη CIER πρέπει πρώτα να υπολογίσουμε την εντροπία H_0 που προκύπτει από την πραγματική κατάσταση των πελατών του δείγματος χωρίς να ληφθεί υπόψη η χρήση ενός μοντέλου ταξινόμησης. Στη συνέχεια υπολογίζεται η εντροπία $H_1(R)$ λαμβάνοντας υπόψη τις βαθμολογίες κινδύνου $R = \{R_1, ..., R_n\}$ του επιλεγμένου μοντέλου. Ο δείκτης CIER ορίζεται ως εξής (Keenan and Stein, 2000):

$$CIER(R) = \frac{H_0 - H_1(R)}{H_0}$$

Όπου η εντροπία H_0 υπολογίζεται ως εξής:

$H_0 = p \log(p) + (1-p) \log(1-p)$, όπου p είναι η αναλογία των κακών πελατών στο δείγμα και η εντροπία $H_1(R)$:

$$H_1(R) = \sum_{k=1}^n h(R_k) P(R_k)$$

Όπου $h(R_j) = -(P(0|R_j) \log P(0|R_j) + P(1|R_j) \log P(1|R_j))$, όπου $P(0|R_j)$ είναι η πιθανότητα ένας πελάτης να είναι κακός με βαθμολογία κινδύνου R_j και $P(1|R_j) = 1 - P(0|R_j)$, ενώ $P(R_k)$ είναι η πιθανότητα ένας οποιοσδήποτε πελάτης να λάβει τη βαθμολογία R_j ¹⁴.

Εάν το μοντέλο δεν έχει κάποια ουσιαστική προβλεπτική ικανότητα, η τιμή του CIER θα είναι 0. Σε αυτή τη περίπτωση το μοντέλο δε παρέχει πρόσθετες πληροφορίες για τη κατανομή των πελατών ανάλογα με το επίπεδο του πιστωτικού κινδύνου. Εάν το μοντέλο είναι όμως απολύτως ακριβές, τότε ο δείκτης CIER θα ήταν 1. Στο δείγμα

¹⁴ Για τον υπολογισμό του δείκτη CIER ορίστηκαν 20 επίπεδα βαθμολόγησης $R_1, ..., R_{20}$ για τις βαθμολογίες των πελατών από κάθε μοντέλο.

μας (Πίνακας 3.7) την υψηλότερη τιμή στο δείκτη CIER έχει η τεχνική Treebagger με τιμή 2.59 και επομένως αυτό θεωρείται και το καλύτερο μοντέλο κατά το δείκτη CIER. Τη δεύτερη θέση καταλαμβάνουν οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με τιμή 2.27 ενώ τη τρίτη η λογιστική παλινδρόμηση με τιμή 1.45. Τις δυο τελευταίες θέσεις λαμβάνουν τα νευρωνικά δίκτυα με τιμή 1.22 και ο αλγόριθμος Naive Bays με τιμή 1.12 γεγονός που αποδεικνύει ότι είναι τα λιγότερο καλύτερα μοντέλα.

	CIER
Logistic Regression	1,45
Neural Network	1,22
Naive Bayes	1,12
TreeBagger	2,59
SVM	2,27

Πίνακας 3.7: Δείκτες CIER για το δείγμα ελέγχου

3.4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Χρησιμοποιώντας 4 διαφορετικούς τρόπους αξιολόγησης των 5 τεχνικών εκτίμησης που χρησιμοποιήθηκαν στο συγκεκριμένο δείγμα πελατών συμπεραίνεται ότι εκτός από την ακρίβεια, στα άλλα τρία μέτρα αξιολόγησης δεν παρατηρείται μεγάλη διαφορά στην κατάταξη των τεχνικών εκτός από τις δυο τελευταίες θέσεις κατάταξης (Πίνακας 3.8). Συγκεκριμένα, τα αποτελέσματα των ελέγχων Kolmogorov-Smirnov , CIER και ROC έδειξαν ως αποτελεσματικότερη μέθοδο τη τεχνική Treebagger. Τη δεύτερη θέση κατέχουν οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και στα τρία κριτήρια αξιολόγησης, ενώ την τρίτη θέση έχει η λογιστική παλινδρόμηση. Οι δυο τελευταίες θέσεις σύμφωνα με το δείκτη CIER και την καμπύλη ROC καταλαμβάνονται από τα νευρωνικά δίκτυα και τον αλγόριθμο Naive Bayes ενώ στο δείκτη Kolmogorov-Smirnov συμβαίνει το αντίστροφο. Η κατάταξη στο μέσο όρο του ποσοστού ακρίβειας είναι ακριβώς η ίδια με τον δείκτη Kolmogorov-Smirnov, ενώ στο ποσοστό ακρίβειας κακών πελατών η μόνη διαφορά με τον δείκτη Kolmogorov-Smirnov είναι ότι την τρίτη θέση καταλαμβάνουν τα νευρωνικά δίκτυα και την τελευταία η λογιστική παλινδρόμηση. Εντελώς διαφορετική κατάταξη παρατηρείται στο ποσοστό συνολικής ακρίβειας όπου καλύτερη μέθοδος θεωρείται η λογιστική παλινδρόμηση και χειρότερη η τεχνική Treebagger. Τη δεύτερη θέση ταξινόμησης κατέχει ο

αλγόριθμος Naive Bayes, την τρίτη οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και την τέταρτη τα νευρωνικά δίκτυα. Η κατάταξη στο ποσοστό ακρίβειας καλών πελατών είναι ίδια με αυτή του ποσοστού συνολικής ακρίβειας με τη μόνη διαφορά ότι αντιστρέφονται οι μέθοδοι που βρίσκονται στη τρίτη και τέταρτη θέση.

Στο σημείο αυτό θα γίνει αναφορά των 6 πιο σημαντικών μεταβλητών (Πίνακας 3.9) των μεθόδων που υπήρχαν επαρκή στοιχεία δηλαδή της λογιστικής παλινδρόμησης, της τεχνικής TreeBagger και των νευρωνικών δικτύων. Παρατηρείται λοιπόν ότι η ηλικία είναι η πιο σημαντική μεταβλητή και στις τρεις μεθόδους ενώ ακολουθεί η μεταβλητή που δηλώνει την ύπαρξη τηλεφώνου οικίας. Στη τρίτη θέση στη κατάταξη σημαντικότητας βρίσκεται η οικογενειακή κατάσταση στα νευρωνικά δίκτυα και η ημέρα πληρωμής στη λογιστική παλινδρόμηση και τη τεχνική TreeBagger.

Ακρίβεια ποσοστού κακών	Ακρίβεια ποσοστού καλών	Μέσος όρος ακρίβειας	Συνολική ακρίβεια
TreeBagger	Logistic Regression	TreeBagger	Logistic Regression
SVM	Naive Bayes	SVM	Naive Bayes
Neural Network	Neural Network	Logistic Regression	SVM
Naive Bayes	SVM	Naive Bayes	Neural Network
Logistic Regression	TreeBagger	Neural Network	TreeBagger

Πίνακας 3.8: Κατάταξη μεθόδων για το δείγμα ελέγχου

ROC	CIER	Kolmogorov-Smirnov
TreeBagger	TreeBagger	TreeBagger
SVM	SVM	SVM
Logistic Regression	Logistic Regression	Logistic Regression
Neural Network	Neural Network	Naive Bayes
Naive Bayes	Naive Bayes	Neural Network

Πίνακας 3.8: Συνέχεια

Λογιστική παλινδρόμηση	TreeBagger	Νευρωνικά δίκτυα
Age	Age	Age
Flag Residencial Phone	Flag Residencial Phone	Flag Residencial Phone
Payment Day	Payment Day	Marital Status
Marital Status	Marital Status	Months in Residence
Residencial State	Flag Professional Phone	Profession Code
Flag Mastercard	Residencial State	Product

Πίνακας 3.9: Κατάταξη μεταβλητών ως προς τη σημαντικότητά τους

Συνοψίζοντας δεν μπορεί να δοθεί απάντηση με βεβαιότητα στο ερώτημα ποια τεχνική είναι η καλύτερη σε θέματα πιστωτικής διαβάθμισης. Γενικά δεν υπάρχει μια συνολικά καλύτερη τεχνική. Αυτό που παρατηρείται είναι μόνο μια μικρή αλλαγή ανάμεσα στα σφάλματα ταξινόμησης διαφορετικών τεχνικών. Η χρήση μιας τεχνικής εξαρτάται από τη πολυπλοκότητα της κατάστασης, το είδος του δανείου που χορηγείται και τις λεπτομέρειες του προβλήματος δηλαδή τη δομή των δεδομένων, τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται, την έκταση στην οποία είναι δυνατόν να χωριστούν οι τάξεις χρησιμοποιώντας αυτά τα χαρακτηριστικά και την αντικειμενικότητα της ταξινόμησης.

Τέλος αξίζει να σημειωθεί ότι τα (σχετικά) χαμηλά αποτελέσματα του προβλήματος δείχνουν την δυσκολία ανάπτυξης αξιόπιστων μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης στην περίπτωση της καταναλωτικής πίστης. Ο λόγος είναι ότι στα καταναλωτικά δάνεια είναι δύσκολο να συγκεντρωθούν επαρκή στοιχεία για τον πελάτη και να γίνει πρόβλεψη της μελλοντικής του συμπεριφοράς ενώ αντιθέτως στα επιχειρηματικά δάνεια τα αποτελέσματα είναι σαφώς πολύ καλύτερα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στόχος της παρούσας εργασίας ήταν αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας διαφόρων εναλλακτικών μεθόδων ανάπτυξης μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης στο χώρο της καταναλωτικής πίστης. Προτού γίνει η εφαρμογή των μοντέλων αυτών έγινε μια αναφορά των διαφόρων κινδύνων που αντιμετωπίζουν τα τραπεζικά ιδρύματα στις μέρες μας και συγκεκριμένα αναλύθηκε ο πιστωτικός κίνδυνος αναφέροντας προβλήματα που συνδέονται με αυτόν καθώς και παράγοντες που τον προκαλούν. Στη συνέχεια, έγινε μια αναφορά στην έννοια της πίστωσης και στη χορήγηση καταναλωτικών και επιχειρηματικών δανείων με στοιχεία από Ελληνικές τράπεζες. Τέλος αναλύθηκε ο όρος πιστωτική διαβάθμιση και παρατέθηκαν κάποια μοντέλα πιστοληπτικής διαβάθμισης παρουσιάζοντας κάποιες εφαρμογές των μοντέλων αυτών.

Από τη συγκριτική αξιολόγηση των μεθοδολογιών που εφαρμόστηκαν στο δείγμα των 50.000 καταναλωτών, διαπιστώθηκε ότι παρόλο που τα αποτελέσματα των μεθόδων ήταν χαμηλά οι διαδικασίες TreeBagger και SVM είχαν κάπως καλύτερα αποτελέσματα διατηρώντας τις δυο πρώτες θέσεις στην κατάταξη των μεθόδων σε όλα τα μοντέλα (το μέσο όρο της ακρίβειας, τη διαδικασία ROC, το δείκτη K-S και το δείκτη CIER). Ομοίως, ακόμη και μια παραδοσιακή τεχνική όπως η λογιστική παλινδρόμηση λειτουργεί ικανοποιητικά διατηρώντας τη τρίτη θέση σε όλα τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν. Επίσης στις τρεις μεθόδους που ήταν εφικτή η κατάταξη σημαντικότητας των μεταβλητών που χρησιμοποιήθηκαν (Λογιστική Παλινδρόμηση, TreeBagger, Νευρωνικά Δίκτυα) παρατηρείται ότι και οι τρεις συμφωνούν ότι τα δυο πιο σημαντικά κριτήρια είναι η ηλικία του αιτούντος και το τηλέφωνο οικίας αλλά και στη σημαντικότητα της οικογενειακής κατάστασης και της ημέρας πληρωμής.

Αναμφισβήτητα, η εφαρμογή των συστημάτων εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου δίνει τη δυνατότητα στα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα να διαχειρίζονται αποτελεσματικά τους διαφόρους κινδύνους και να αυξάνουν την αποδοτικότητα τους. Παρόλαυτα, η κύρια ιδιαιτερότητα που παρουσιάζει η ανάλυση αιτήσεων για τη χορήγηση καταναλωτικών δανείων όπου ένα σημαντικό πλήθος στοιχείων που εξετάζονται είναι ποιοτικά σε αντίθεση με την περίπτωση επιχειρηματικών δανείων όπου συνήθως τα στοιχεία που αναλύονται είναι κυρίως ποσοτικά δυσκολεύει την πρόβλεψη καλών αποτελεσμάτων στην περίπτωση του καταναλωτή ενώ στις επιχειρήσεις τα αποτελέσματα είναι σαφώς πολύ καλύτερα. Το γεγονός αυτό δείχνει ότι ο χώρος της πιστωτικής διαβάθμισης υστερεί σε αξιοπιστία στη περίπτωση των καταναλωτικών δανείων και έτσι απαιτείται περαιτέρω έρευνα μελλοντικά για την δημιουργία περισσότερο αξιόπιστων μοντέλων πιστωτικής διαβάθμισης και στην περίπτωση της καταναλωτικής πίστης.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ελληνική

1. Δούμπος, Μ., Ζοπουνίδης, Κ. (2001), Πολυκριτήριες Τεχνικές Ταξινόμησης: Θεωρία και Εφαρμογές, Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
2. Δούμπος Μ. (2009), Πολυκριτήρια Συστήματα Αποφάσεων, Σημειώσεις μαθήματος.
3. Δούμπος Μ., Κοσμίδου Κ., Ζοπουνίδης Κ., Γιαννακάκη Δ.(2004), Ανάλυση και Εκτίμηση Κινδύνου Χώρας (Country Risk): Θεωρητική και Εμπειρική Προσέγγιση, Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
4. Ζοπουνίδης, Κ., Γαγάνης, Χ., Πασιούρας, Φ. (2006), Συστήματα Αξιολόγησης και Σύγχρονα Θέματα στην Οικονομική και Χρηματοοικονομική Διοίκηση, Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
5. Ζοπουνίδης, Κ., Λεμονάκης, Χ. (2009), Διαχείριση Πιστωτικού Κινδύνου, Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
6. Ζοπουνίδης, Κ. (1998), Ανάλυση και Διαχείριση Χρηματοοικονομικών Κινδύνων, Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
7. Ζοπουνίδης, Κ., Δούμπος, Μ., (2003), Μοντέλα Εκτίμησης Πιστωτικού Κινδύνου, Επιστημονικό Μάρκετινγκ, Σεπτ.2003.
http://www.morax.gr/article_show.php?article_id=781
8. Κοσμίδου Κ., Ζοπουνίδης Κ. (2003), Συστήματα διαχείρισης τραπεζικών κινδύνων: Η περίπτωση του Asset Liability Management, Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
9. Μαλανδράκης Ι. (2007), Βασιλεία ΙΙ και Πιστωτικός Κίνδυνος: Το θεωρητικό υπόβαθρο και ένα υπόδειγμα εκτίμησης Πιστωτικού Κινδύνου, Μεταπτυχιακή Διατριβή, Πολυτεχνείου Κρήτης.
10. Μελάς, Κ., (2002), “ Εισαγωγή στην τραπεζική χρηματοοικονομική Διοικητική ”, Εκδόσεις ΕΞΑΝΤΑΣ.
11. Παπαγεωργίου Δ.(2006),Ανάλυση της Προβλεπτικής ικανότητας Συστημάτων Εκτίμησης Πιστωτικού Κινδύνου, Μεταπτυχιακή Διατριβή, Πολυτεχνείου Κρήτης.
12. Στρατουδάκη Μ. (2009), Πιστωτικός Κίνδυνος, Μεταπτυχιακή Διατριβή, Πολυτεχνείου Κρήτης.

Ξενόγλωσση

1. Altman E.I., Saunders A. (1998), Credit risk measurement: Developments over the last 20 years, *Journal of Banking & Finance* 21, 1721-1742.
2. Apilado V.P., Warner D.C. and Dauten, J.J. (1974), Evaluative techniques in consumer finance, *Journal of Financial Quantitative Analysis*, Mar., 275-283.
3. Baesens B., Gestel T. Van, Viaene S., Stepanova M., Suykens J. and Vanthienen J. (2003), Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring, *Journal of the Operational Research Society*, 54, 627–635.
4. Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., Stone C.J. (1984), *Classification and Regression Trees*. Belmont: Wadsworth.
5. Breiman, L. (1996), Bagging predictors -*Machine Learning*, 24, 123-140.
6. Carter C., Catlett J. (1987), Assessing credit card applications using machine learning, *IEEE Expert*, fall, 71-79.
7. Ciby J. (2006), *Credit Risk Analysis: A trust with strategic prudence*, Tata McGraw-Hill Publishing Company.
8. Coats P, Fant F. (1993), Recognizing financial distress patterns using a neural network tool, *Financial Management* 22(3), 142-55.
9. Coffman J. Y. (1986), The proper role of tree analysis in forecasting the risk behavior of borrowers, *MDS Reports* 3,4,7 and 9, *Management Decision Systems*, Atlanta.
10. Comptroller's Handbook (2001), *Rating Credit Risk*, Administrator of National Banks.
11. Curry B., Morgan P., Silver M. (2002), neural networks and non-linear statistical methods: An application to the modeling of price-quality relationships, *Computers & Operations Research*, 29, 951-969.
12. Davis D.B. (1987), Artificial intelligence goes to work, *High Technol*, Apr., 16-17.
13. Desai V., Crook J., Overstreet G. (1996), a comparison of neural networks and linear scoring models in credit union environment, *European Journal of Operations Management* 95 (1), 24–37.

14. Dikkers J. H (2005), Support vector machines in ordinal classification: A revision of the ABN AMRO corporate credit rating system, TuDelft, Delft University of Technology, ABN AMRO.
15. Durand D. (1941), Risk Elements in Consumer Instalment Financing. New York: National Bureau of Economic Research.
16. ECB Monthly Bulletin (2005), The New Basel Capital Accord: Main Features and Implications.
17. Eisenbeis (1977), Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics, *Journal of Finance*, 32, 875-900.
18. Eisenbeis (1978) Problems in applying discriminant analysis in credit scoring models, *Journal of Banking and Finance*, 2, 205-219.
19. Giudici P. (2001), Bayesian data mining, with application to benchmarking and credit scoring, *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 17, 69-81.
20. Gnanadesikan R. (1988), Discriminant Analysis and Clustering, National Academy Press.
21. Grablowsky B. J., Talley W. K. (1981), Probit and discriminant functions for classifying credit applicants: a comparison, *Journal of Economic and Business*, 33, 254-261.
22. Hand D.J., Henley W.E. (1997), Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: a Review, *Journal of the Royal Statistical Society Series A*, 160, 523-541.
23. Hand DJ (2005), Good practice in retail credit scorecard assessment, *Journal of the Operational Research Society* 56, 1109–1117.
24. Helliard C., Dhanani A., Fifield S., Stevenson L.(2005), Interest Rate Risk Management, GIMA Publishing.
25. Jorion P. (2009), Financial Risk Manager Handbook, John Wiley and Sons.
26. Keenan S.C. and Sobehart J. R. (1999), Performance Measures for Credit Risk Models, Moody's Risk Management Services.
27. Kosmidou K. and Zopounidis K. (2004), Goal Programming techniques for bank asset liability management, Kluwer Academic Publishers.

28. Krahnen J.P., Weber M. (2001), generally accepted rating principles: A primer, *Journal of Banking & Finance* 25, 3-23.
29. Lacher R., Coats P., Sharma S., Fants F.(1995), A neural network for classifying the financial health of a firm. *European Journal of Operations Management* 85(1), 53–65.
30. Lane S. (1972), Submarginal credit risk classification, *Journal of Financial Quantitative Analysis*, 7, 1379-1385.
31. Leonard K. J. (1993a), Empirical Bayes analysis of the commercial loan evaluation process, *Statistics & Probability Letters*, 18, 289-296.
32. Leonard K. J. (1993b), Detecting credit card fraud using expert systems, *Computer & Industrial Engineering*, 25, 103-106.
33. Leonard K. J. (1993c), a fraud-alert model for credit cards during the authorization process, *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, 5, 57-62.
34. Lucas A. (2001), Statistical challenges in credit card issuing, *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 17, 83-92.
35. Malhotra R., Malhotra D.K. (2003), evaluating consumer loans using neural networks, *Omega* 31, 83 – 96.
36. Makowski P. (1985), Credit scoring branches out, *Credit World*, 75, 30-37
37. Matsatsinis N., Siskos Y. (2003), *Intelligent Support systems for Marketing Decisions*, Kluwer Academic Publishers.
38. Matz L. & Neu P. (2007), *Liquidity Risk Management*, John Wiley and Sons.
39. Mehta D. (1968), the formulation of credit policy models, *Management Science*, 15, 30-50.
40. Min and Lee (2005), *Computation Science and its Applications- ICCSA* σελ.559
41. Moody's Investors Service (1999), *Measuring Private Firm Default Risk*, Global Credit Research
42. Moody's Investors Service (2002), *Moody's Risk Calc™ for Private Companies: UK*, Global Credit Research
43. Moody's Investors Service (2004), *Moody's KMV Risk CALC™ v3.1 Model* Next-Generation Technology for predicting private firm Credit Risk

44. Moses D., Liao S.S. (1987), on developing models for failure prediction, *Journal of Commercial Bank Lending*, 69, 27-38.
45. Myers J.H. & Forgy E.W. (1963), the development of numerical credit evaluation systems, *Journal of the American Statistical Association*, 58, 799-806.
46. Papaioannou M. (2006), *Exchange rate risk Measurement and Management: Issues and Approaches for firms*, Published by the South Eastern Europe Journal of Economics, 2, 129-146.
47. Pasiouras F., S.Tanna, C.Zopounidis (2005), *Support Vector Machines: Applications of Quantitative Techniques for the Prediction of Bank Acquisition Targets*, Series on Computers and Operations Research, 5.
48. Safavian S.R., Landgrebe D. (1991), a survey of decision tree classifier methodology, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 21, 660-674.
49. Schebesch K.B., Stecking R. (2005), Support vector machines for classifying and describing credit applicants: detecting typical and critical regions, *Journal of the Operational Research Society*, 56, 1082–1088.
50. Scott M. (2002), *applied logistic regression analysis*, Sage Publications.
51. Shakhnarovich G., Trevor D., Piotr I. (2006), *Nearest-Neighbor Methods in Learning and Vision Theory and Active*, MIT Press.
52. Sobehart J. R., Keenan S., Stein R. (2000), *Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A Validation Methodology*, Moody's Investor Services Global Credit Research.
53. Sobehart J., Keenan S. and Stein R. (2000), *Validation methodologies for default risk models*, *Credit*, May, 51-56.
54. Srinivasan V., Kim Y. H. (1987), Credit granting: a comparative analysis of classification procedures, *Journal of Finance*, 42, 665-683.
55. Standard & Poor's (2001), *Corporate Ratings criteria*.
56. Stein R. M. (2002), *Benchmarking Default Prediction Models: Pitfalls and Remedies in Model Validation*, Moody's KMV New York.
57. Tam KY, Kiang M. (1992), Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions, *Management Science* 38(7), 926–47.

58. Thomas L.C. (2000), a survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers, *International Journal of Forecasting* 16 (2000) 149–172.
59. Thomas L.C., David B.E., Jonathan N.C. (2002), *Credit Scoring and its Applications*, Society for Industrial and Applied Mathematics.
60. Treacy W.F., Carey M. (2000), Credit risk rating systems at large US banks, *Journal of Banking & Finance* 24, 167-201.
61. West D. (2000), Neural network credit scoring models, *Computers & Operations Research* 27, 1131-1152.
62. Wiginton J.C. (1980), A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior, *Journal of Financial Quantitative Analysis*, 15, 757-770
63. Zhang G., Hu M., Patuwo B., Indro D. (1999), Artificial neural networks in bankruptcy prediction: general framework and cross-validation analysis, *European Journal of Operations Research* 116,16–32.
64. Zocco D.P. (1985), a framework for expert systems in bank loan management, *Journal of Commercial Bank Lending*, 67, 47-54.

Παράρτημα:

ΤΙΤΛΟΣ ΜΕΤΑΒΑΗΤΗΣ
1. Είδος υπαλλήλου (Clerk Type)
2. ΗΜΕΡΑ ΠΛΗΡΩΜΗΣ (Payment day)
3. ΤΡΟΠΟΣ ΥΠΟΒΟΛΗΣ ΑΙΤΗΣΗΣ (ταχυδρομικώς ή μέσω διαδικτύου) (Application Submission Type)
4. ΑΡΙΘΜΟΣ ΕΠΙΠΛΕΟΝ ΚΑΡΤΩΝ (Quant _Additional _Cards)
5. ΤΙ ΑΦΟΡΑ Η ΑΝΑΓΡΑΦΟΜΕΝΗ ΔΙΕΥΘΥΝΣΗ (οικία ή άλλο χώρο) (Postal _Address _Type)
6. ΦΥΛΟ (Sex)
7. ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑΚΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ (Marital Status)
8. ΑΡΙΘΜΟΣ ΕΞΑΡΤΟΜΕΝΩΝ ΜΕΛΩΝ (Quant _Dependants)
9. ΕΠΙΠΕΔΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (Educational Level)
10. ΤΟΠΟΣ ΓΕΝΝΗΣΗΣ (State _of _birth)
11. ΠΟΛΗ ΓΕΝΗΣΣΗΣ (City _of _Birth)
12. ΕΘΝΙΚΟΤΗΤΑ (Nationality)
13. ΠΕΡΙΟΧΗ ΔΙΑΜΟΝΗΣ (Residencial _State)
14. ΠΟΛΗ ΚΑΤΟΙΚΙΑΣ (Residencial _City)
15. ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΑΤΟΙΚΙΑΣ ΑΙΤΟΥΝΤΟΣ
16. ΥΠΑΡΞΗ ΤΗΛΕΦΩΝΟΥ ΟΙΚΙΑΣ (Flag _Residencial _Phone)
17. ΚΩΔΙΚΟΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΤΗΛΕΦΩΝΟΥ ΟΙΚΙΑΣ (Residencial _Phone _Area _Code)
18. ΤΥΠΟΣ ΚΑΤΟΙΚΙΑΣ (κάτοχος,σε υποθήκη,σε ενοίκιο, οικογενειακό, κάτοχοι οι γονείς) (Residence Type)
19. ΧΡΟΝΙΚΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΤΩΡΙΝΗΣ ΚΑΤΟΙΚΙΑΣ ΣΕ ΜΗΝΕΣ (Months _in _Residence)
20. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΧΕΙ ΚΙΝΗΤΟ ΤΗΛΕΦΩΝΟ (Flag _Mobile _Phone)
21. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΧΕΙ EMAIL (Flag _Email)
22. ΠΡΟΣΩΠΙΚΟ ΤΑΚΤΙΚΟ ΜΗΝΙΑΙΟ ΕΙΣΟΔΗΜΑ ΣΕ ΝΟΜΙΣΜΑ ΤΗΣ ΒΡΑΖΙΛΙΑΣ (Personal _Monthly _Income)
23. ΑΛΛΑ ΜΗΝΙΑΙΑ ΕΣΟΔΑ ΣΕ ΝΟΜΙΣΜΑ ΤΗΣ ΒΡΑΖΙΛΙΑΣ (Other _Incomes)
24. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΙΝΑΙ ΚΑΤΟΧΟΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΗΣ ΚΑΡΤΑΣ VISA

25. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΙΝΑΙ ΚΑΤΟΧΟΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΗΣ ΚΑΡΤΑΣ MASTERCARD (Flag_Mastercaed)
26. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΙΝΑΙ ΚΑΤΟΧΟΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΗΣ ΚΑΡΤΑΣ SINERS (Flag_Diners)
27. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΙΝΑΙ ΚΑΤΟΧΟΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΗΣ ΚΑΡΤΑΣ AMERICAN EXPRESS (Flag_American_Express)
28. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΙΝΑΙ ΚΑΤΟΧΟΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΩΝ ΚΑΡΤΩΝ (Flag_Other_Cards)
29. ΑΡΙΘΜΟΣ ΤΡΑΠΕΖΙΚΩΝ ΛΟΓΑΡΙΑΣΜΩΝ (Quant_Banking_Accounts)
30. ΑΡΙΘΜΟΣ ΙΔΙΑΙΤΕΡΩΝ ΤΡΑΠΕΖΙΚΩΝ ΛΟΓΑΡΙΑΣΜΩΝ (Quant_Special_Banking_Accounts)
31. ΣΥΝΟΛΙΚΗ ΑΞΙΑ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΙΔΙΟΚΤΗΣΙΑ (σπίτια, αυτοκίνητα κτλ.) ΣΕ ΝΟΜΙΣΜΑ ΤΗΣ ΒΡΑΖΙΛΙΑΣ (Personal_Assets_Value)
32. ΑΡΙΘΜΟΣ ΑΥΤΟΚΙΝΗΤΩΝ ΠΟΥ ΚΑΤΕΧΕΙ Ο ΑΙΤΩΝ (Quant_Cars)
33. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΑΝΑΦΕΡΕΙ ΤΟ ΟΝΟΜΑ ΤΗΣ ΕΤΑΙΡΕΙΑΣ ΠΟΥ ΕΠΙΣΗΜΑ ΕΡΓΑΖΕΤΑΙ (Company)
34. ΚΡΑΤΟΣ ΠΟΥ ΕΡΓΑΖΕΤΑΙ Ο ΑΙΤΩΝ (Professional_State)
35. ΠΟΛΗ ΠΟΥ ΕΡΓΑΖΕΤΑΙ Ο ΑΙΤΩΝ (Professional_City)
36. ΠΕΡΙΟΧΗ ΠΟΥ ΕΡΓΑΖΕΤΑΙ Ο ΑΙΤΩΝ (Professional_Borough)
37. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΑΝΑΦΕΡΕΙ ΤΟ ΤΗΛΕΦΩΝΟ ΤΗΣ ΕΤΑΙΡΕΙΑΣ ΠΟΥ ΕΡΓΑΖΕΤΑΙ (Flag_Professional_Phone)
38. ΚΩΔΙΚΟΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΤΗΛΕΦΩΝΟΥ ΕΡΓΑΣΙΑΣ (Professional_Phone_Area_Code)
39. ΧΡΟΝΙΚΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΤΩΡΙΝΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΣΕ ΜΗΝΕΣ (Months_In_The_Job)
40. ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΠΑΓΓΕΛΜΑΤΟΣ ΑΙΤΟΥΝΤΟΣ (Profession_Code)
41. ΕΙΔΟΣ ΕΝΑΣΧΟΛΗΣΗΣ (Occupation_Type)
42. ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΠΑΓΓΕΛΜΑΤΟΣ ΣΥΖΥΓΟΥ ΑΙΤΟΥΝΤΟΣ (Mate_Profession_Code)
43. ΕΠΙΠΕΔΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (Education_Level)
44. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ ΥΠΑΡΧΕΙ ΤΕΚΜΗΡΙΩΜΕΝΗ ΕΠΙΒΕΒΑΙΩΣΗ ΔΙΕΥΘΥΝΣΗΣ ΟΙΚΙΑΣ (Flag_Home_Address_Document)
45. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ ΥΠΑΡΧΕΙ ΤΕΚΜΗΡΙΩΜΕΝΗ ΕΠΙΒΕΒΑΙΩΣΗ ΑΡΙΘΜΟΥ ΚΑΡΤΑΣ ΤΟΥ ΠΟΛΙΤΗ (Flag_Rg)
46. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ ΥΠΑΡΧΕΙ ΤΕΚΜΗΡΙΩΜΕΝΗ ΕΠΙΒΕΒΑΙΩΣΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ ΠΛΗΡΩΜΗΣ ΦΟΡΩΝ (Flag_Cpf)
47. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ ΥΠΑΡΧΕΙ ΤΕΚΜΗΡΙΩΜΕΝΗ ΕΠΙΒΕΒΑΙΩΣΗ ΕΙΣΟΔΗΜΑΤΟΣ (Flag_Income_Proof)
48. ΤΥΠΟΣ ΠΡΟΪΟΝΤΟΣ ΠΙΣΤΩΣΗΣ ΠΟΥ ΕΦΑΡΜΟΣΤΗΚΕ (Product)
49. ΕΝΔΕΙΞΗ ΕΑΝ Ο ΑΙΤΩΝ ΕΧΕΙ ΚΑΤΗΓΟΡΗΘΕΙ ΓΙΑ ΠΡΟΗΓ. ΠΙΣΤΩΤΙΚΗ ΠΑΡΑΒΑΤΙΚΟΤΗΤΑ (Flag_Acsp_Record)
50. ΗΛΙΚΙΑ ΑΙΤΟΥΝΤΟΣ (Age)

51. ΤΑ ΤΡΙΑ ΠΙΟ ΣΗΜΑΝΤΙΚΑ ΨΗΦΙΑ ΤΟΥ ΤΩΡΙΝΟΥ ΚΩΔΙΚΑ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΟΙΚΙΑΣ (Residencial_Zip_3)
52. ΤΑ ΤΡΙΑ ΠΙΟ ΣΗΜΑΝΤΙΚΑ ΨΗΦΙΑ ΤΟΥ ΤΩΡΙΝΟΥ ΚΩΔΙΚΑ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ (Professional_Zip_3)

ΤΡΟΠΟΣ ΜΕΤΡΗΣΗΣ
1. μετριέται με : C . Περισσότερες πληροφορίες για το στοιχείο αυτό δε δίνονται.
2. μετριέται σε κλίμακα δύο επιπέδων: πάνω του 10 και κάτω του 10. Περισσότερες πληροφορίες τι είναι τα στοιχεία δε δίνονται
3. μετριέται με: Web και Carga . Περισσότερες πληροφορίες για τα στοιχεία αυτά δε δίνονται
4. μετριέται με : 1,2 ,Null που δηλώνουν αριθμό επιπλέον καρτών του αιτούντος
5. μετριέται με : 1,2 Περισσότερες πληροφορίες για το τι εκφράζουν ψηφία δεν δίνονται
6. μετριέται με: M και F όπου το M δηλώνει τον άντρα (Male) και F τη γυναίκα (Female)
7. μετριέται σε 4 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,7, το δεύτερο 1,6 το τρίτο 2,5 και το τέταρτο 3,4.Περισσότερες πληροφορίες για τα ψηφία δεν δίνονται
8. μετριέται με : 1,2 ,0 Περισσότερες Πληροφορίες για το τι εκφράζουν τα ψηφία δεν δίνονται
9. μετριέται με : 0 Περισσότερες πληροφορίες για το τι εκφράζουν ψηφία δεν δίνονται
10. Πληροφορίες για τον τρόπο μέτρησης δε δίνονται
11. Καταγραφή πόλης γέννησης αιτούντος
12. μετριέται με : 0,1,2 Περισσότερες Πληροφορίες για το τι εκφράζουν τα ψηφία δεν δίνονται αν και πιθανόν το 1 δηλώνει τη Βραζιλία
13. μετριέται σε 4 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 1,3,4,9,10,22,23,25,27 το δεύτερο 17,20,26 το τρίτο 2,5,7,8,11,13-16,18,19,24, το τέταρτο 6,12,21.Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
14. Καταγραφή πόλης κατοικίας αιτούντος
15. Καταγραφή περιοχής κατοικίας αιτούντος
16. μετριέται με: Y και N όπου το Y δηλώνει εάν ο αιτών έχει τηλέφωνο οικίας (Yes) και το N εάν δεν έχει (No)
17. Πληροφορίες για τον τρόπο μέτρησης δε δίνονται
18. μετριέται σε 2 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,1,3 και το δεύτερο 2,4,5.Περισσότερες πληροφορίες τα ψηφία δεν δίνονται
19. μετριέται με : 1,2,...,Null που δηλώνουν πόσους μήνες διαρκεί η τωρινή κατοικία
20. μετριέται με: Y και N όπου το Y δηλώνει εάν ο αιτών έχει κινητό τηλέφωνο (Yes) και το N εάν δεν έχει (No)
21. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει ή όχι email. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
22. Καταγραφή προσωπικού μηνιαίου εισοδήματος αιτούντος
23. Καταγραφή άλλων μηνιαίων εισοδημάτων αιτούντος
24. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει ή όχι κάρτα VISA. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
25. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει ή όχι κάρτα MASTERCARD. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
26. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει ή όχι κάρτα SINERS. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
27. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει ή όχι κάρτα AMERICAN EXPRESS. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
28. μετριέται με : 0,1,null . Περισσότερες πληροφορίες για το στοιχείο αυτό δε δίνονται.
29. μετριέται με: 0,1,2 που εκφράζουν τον αριθμό των τραπεζικών λογαριασμών

30. μετριέται με: 0,1,2 που εκφράζουν τον αριθμό των ιδιαίτερων τραπεζικών λογαριασμών
31. Καταγραφή συνολικής αξίας προσωπικής ιδιοκτησίας
32. Καταγραφή αριθμού αυτοκινήτων αιτούντος.
33. μετριέται με: Υ και Ν όπου το Υ δηλώνει εάν ο αιτών αναφέρει το όνομα της εταιρείας που εργάζεται (Yes) και το Ν εάν όχι (No)
34. Καταγραφή κράτους που εργάζεται ο αιτών
35. Καταγραφή πόλης που εργάζεται ο αιτών
36. Καταγραφή περιοχής που εργάζεται ο αιτών
37. μετριέται με: Υ και Ν όπου το Υ δηλώνει εάν ο αιτών αναφέρει το τηλέφωνο της εταιρείας που εργάζεται (Yes) και το Ν εάν όχι (No)
38. Καταγραφή 3 ψηφίων κωδικού περιοχής τηλεφώνου εργασίας
39. Καταγραφή διάρκειας εργασίας αιτούντος σε μήνες
40. μετριέται σε 3 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,1,9-12,15 το δεύτερο 2,4,7,8,14 και το τρίτο 3,5,6,13,16-18. Περισσότερες πληροφορίες για τα ψηφία δεν δίνονται
41. μετριέται σε 2 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,1 και το δεύτερο 2-5.Περισσότερες πληροφορίες για τα ψηφία δεν δίνονται
42. μετριέται με: 1,2,3.... Περισσότερες Πληροφορίες για το τι εκφράζουν τα ψηφία δεν δίνονται.
43. μετριέται σε 2 επίπεδα: το πρώτο περιέχει τα ψηφία 0,1,2 και το δεύτερο 3,4,5.Περισσότερες πληροφορίες για τα ψηφία δεν δίνονται
44. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει τεκμηριωμένη επιβεβαίωση διεύθυνσης οικίας. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
45. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει τεκμηριωμένη επιβεβαίωση αριθμού κάρτας πολίτη. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
46. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει τεκμηριωμένη επιβεβαίωση κατάστασης πληρωμής φόρων. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
47. μετριέται με: 0, 1 που δηλώνουν εάν ο αιτών έχει τεκμηριωμένη επιβεβαίωση εισοδήματος. Περισσότερες πληροφορίες δεν δίνονται
48. μετριέται με : 1,2,7 Περισσότερες πληροφορίες δε δίνονται
49. μετριέται με: Υ και Ν όπου το Υ δηλώνει εάν ο αιτών έχει κατηγορηθεί για προηγ. Πιστωτική παραβατικότητα (Yes) και το Ν εάν όχι (No)
50. Καταγραφή ηλικίας αιτούντος
51. Καταγραφή 3 πιο σημαντικών ψηφίων τωρινού κώδικα περιοχής οικίας
52. Καταγραφή 3 πιο σημαντικών ψηφίων τωρινού κώδικα περιοχής εργασίας