

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

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**

**ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ**  
**ΤΡΑΠΕΖΩΝ**



**ΡΕΘΕΜΙΩΤΑΚΗ ΕΙΡΗΝΗ**

**ΑΜ: 2014019068**

**Επιβλέπων: Κωνσταντίνος Ζοπουνίδης**

**ΧΑΝΙΑ 2016**

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....</b>	<b>1</b>
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΠΤΩΧΕΥΣΗ.....</b>	<b>2</b>
1.1 Ορισμός .....	2
1.2 Παράγοντες πτώχευσης .....	2
1.3 Πρόβλεψη της πτώχευσης .....	2
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΡΑΠΕΖΩΝ .....</b>	<b>5</b>
2.1 Στατιστικές τεχνικές .....	5
2.1.1 Διακριτική ανάλυση .....	5
Πολλαπλή Διακριτική ανάλυση (MDA) .....	6
Γραμμική διακριτική ανάλυση (LDA).....	6
Τετραγωνική Διακριτική Ανάλυση (QDA).....	7
2.1.2 Λογιστική παλινδρόμηση (logit) .....	9
2.1.3 Η μέθοδος του κοντινότερου γείτονα (K-nearest neighbors) .....	10
2.1.4 Δέντρα αποφάσεων (CART, ID3, C4.5, C5.0).....	11
2.1.5 Ανάλυση κατά συστάδες (K-means) .....	13
2.1.6 Ανάλυση παραγόντων (FA) .....	14
2.2 Έυφυείς Τεχνικές.....	17
2.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα (NN) .....	17
2.2.2 Trait recognition model (TR) .....	21
2.2.3 Data envelopment analysis (DEA) .....	23
2.2.4 Πολυκριτήριες μέθοδοι υποστήριξης αποφάσεων (MCDA) .....	24
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ .....</b>	<b>29</b>
3.1 Δείκτες κεφαλαιακής επάρκειας .....	29
3.2 Δείκτες ποιότητας ενεργητικού .....	31
3.3 Δείκτης χρηματοοικονομικής διάρθρωσης.....	32
3.4 Δείκτες κερδοφορίας .....	32
3.5 Δείκτες ρευστότητας .....	34
3.6 Δείκτες λειτουργικότητας/αποδοτικότητας .....	35
3.7 Δείκτες φερεγγυότητας.....	36
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΡΑΚΤΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ.....</b>	<b>38</b>
4.1 Προετοιμασία δείγματος (Ακραίες – Ελλειπείς τιμές) .....	38
4.2 Αριθμοδείκτες .....	39
4.3 T-test και Mann Whitney U test.....	41
4.4 Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principal Components Analysis) .....	44

4.5	Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression).....	49
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5<sup>ο</sup> : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ .....</b>		<b>53</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....</b>		<b>55</b>

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

ΣΧΗΜΑ 1: Σχηματική απεικόνιση γραμμικής διακριτικής ανάλυσης σε τομή (α) και κάτοψη (β).....	7
ΣΧΗΜΑ 2: Όρια ταξινόμησης τετραγωνικής διακριτικής ανάλυσης (QDA).....	8
ΣΧΗΜΑ 3: Όρια λογιστικής παλινδρόμησης.....	10
ΣΧΗΜΑ 4: Σχηματική απεικόνιση κ-κοντινότερου γείτονα.....	11
ΣΧΗΜΑ 5: Δέντρο ταξινόμησης.....	12
ΣΧΗΜΑ 6: Ομαδοποίηση σύμφωνα με τον αλγόριθμο K-means.....	14
ΣΧΗΜΑ 7: Ανάλυση παραγόντων.....	16
ΣΧΗΜΑ 8: Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.....	19
ΣΧΗΜΑ 9: Σχηματική απεικόνιση σφάλματος σε ένα νευρώνα.....	20
ΣΧΗΜΑ 10: Η επιλογή των σημείων αποκοπής για τη μεταβλητή X της μεθόδου Trait Recognition.....	22
ΣΧΗΜΑ 11: Γράφημα δύο κριτηρίων κατά την μεγιστοποίηση της απόδοσης και την ελαχιστοποίηση του κινδύνου.....	25
ΣΧΗΜΑ 12: Καμπύλη ROC.....	51

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

ΠΙΝΑΚΑΣ 1: Σύγκριση μοντέλων.....	26
ΠΙΝΑΚΑΣ 2: Μέση τιμή και τυπική απόκλιση αριθμοδεικτών.....	40
ΠΙΝΑΚΑΣ 3: Αποτελέσματα t test .....	42
ΠΙΝΑΚΑΣ 4: Αποτελέσματα Mann Whitney U test .....	44
ΠΙΝΑΚΑΣ 5: KMO and Bartlett's Test.....	44
ΠΙΝΑΚΑΣ 6: Ποσοστό διακύμανσης των παραγόντων.....	45
ΠΙΝΑΚΑΣ 7: Ποσοστό διακύμανσης των παραγόντων.....	45
ΠΙΝΑΚΑΣ 8: Omnibus tests of Model.....	49
ΠΙΝΑΚΑΣ 9: Συντελεστές αριθμοδεικτών με τη μέθοδο Enter.....	49
ΠΙΝΑΚΑΣ 10: Συντελεστές αριθμοδεικτών με τη μέθοδο Backward.....	50

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η παγκόσμια οικονομική κρίση το 2007-2008 οδήγησε σε μια τεράστια κρίση στον τραπεζικό τομέα στις ΗΠΑ και σε όλο τον κόσμο. Η πρόβλεψη της πτώχευσης είναι ένα φαινόμενο αυξανόμενου ενδιαφέροντος για τους επενδυτές/πιστωτές, τις επιχειρήσεις δανεισμού και τις κυβερνήσεις. Επομένως είναι αναγκαία η έγκαιρη αναγνώριση μιας επικείμενης αποτυχίας. Τα μοντέλα πρόβλεψης της πτώχευσης είναι σημαντικά στην χρηματοοικονομική διοίκηση. Η ταξινόμηση και η ικανότητα πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τους σκοπούς:

- της πρόβλεψης της πτώχευσης
- τη διαχείριση ανίχνευσης απάτης
- την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου και
- την πρόβλεψη της εταιρικής απόδοσης.

Πολυάριθμοι ερευνητές έχουν μελετήσει την πρόβλεψη της πτώχευσης κατά τις τελευταίες δεκαετίες όπως θα δούμε και παρακάτω. Η έρευνα όμως για καλύτερα μοντέλα πρόβλεψης κινδύνου βρίσκεται ακόμη σε εξέλιξη. Σημαντικό εργαλείο για την έρευνα αυτή αποτελούν οι αριθμοδείκτες, οι οποίοι παρέχουν πολύτιμα δεδομένα σχετικά με την οικονομική ευρωστία των επιχειρήσεων και των τραπεζών. Ιδιαίτερα χρήσιμη στην επεξεργασία και ανάλυση των αριθμοδεικτών έχουν αναδειχτεί η Ανάλυση Παραγόντων και η Λογιστική Παλινδρόμηση, τεχνικές που εφαρμόζονται στην εργασία αυτή σε ένα δείγμα 8200 αμερικανικών τραπεζών με σκοπό την ανάδειξη ενός υποδείγματος για έγκαιρη αναγνώριση μιας επικείμενης πτώχευσης.

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΠΤΩΧΕΥΣΗ**

### **1.1 Ορισμός**

**Πτώχευση** είναι η νομική κατάσταση εκείνη στην οποία μεταπίπτει έμπορος, ή εμπορική εταιρεία ή τράπεζα όταν "μόνιμα και ολοσχερώς" αδυνατεί να ικανοποιήσει τους δανειστές ή άλλους οφειλέτες. Η πτώχευση κηρύσσεται μόνο με δικαστική απόφαση.

### **1.2 Παράγοντες πτώχευσης**

Η υγεία της τράπεζας σε ένα άκρως ανταγωνιστικό επιχειρηματικό περιβάλλον εξαρτάται από (i) κατά πόσο οικονομικά φερέγγυα είναι κατά την έναρξη, (ii) την ικανότητά της, σε σχέση με την ευελιξία και την αποτελεσματικότητα στη δημιουργία μετρητών από τη συνεχή λειτουργία της, (iii) την πρόσβασή της σε κεφαλαιαγορές και (iv) την οικονομική ικανότητά της όταν έρχεται αντιμέτωπη με απρογραμμάτιστη μικρή πτώση των μετρητών της. Όταν μια τράπεζα ή εταιρεία γίνεται όλο και πιο αφερέγγυα, εισέρχεται σταδιακά σε μια επικίνδυνη ζώνη. Στη συνέχεια, πρέπει να γίνουν αλλαγές στη διάρθρωση του κεφαλαίου, προκειμένου να κρατήσει τη φερέγγυότητά της. Ο πιο ακριβής τρόπος παρακολούθησης των τραπεζών είναι με τη διεξαγωγή των επιτόπιων ελέγχων. Αυτοί οι έλεγχοι διεξάγονται στις εγκαταστάσεις της Αμερικάνικης τράπεζας πό τις ρυθμιστικές αρχές κάθε 12-18 μήνες, ως εντολοδόχος του νόμου Federal Deposit Insurance Corporation Improvement Act of 1991 (Kumar and Ravi 2007).

### **1.3 Πρόβλεψη της πτώχευσης**

Είναι φανερό ότι η αποτυχία αφορά την ίδια την ύπαρξη της τράπεζας και ότι συνεπάγεται μεγάλο κόστος το οποίο εμφανίζεται με διάφορες μορφές. Έτσι, η εκτίμηση των επιδόσεων και της δυνατότητας επιβίωσης των τραπεζών έχει μεγάλη σημασία για όλους όσους εμπλέκονται στη λειτουργία της, όπως ιδιοκτήτες-μέτοχοι, θεσμικοί επενδυτές, διευθυντικά στελέχη, εργαζόμενοι, χρηματοπιστωτικοί οργανισμοί, προμηθευτές, πελάτες και το κράτος. Η ανάπτυξη και η χρήση υποδειγμάτων, ικανών να προβλέψουν την πτώχευση, μπορεί να είναι πολύ σημαντική γι' αυτούς σε δύο επίπεδα:

- 2 Ως συστήματα “έγκαιρης προειδοποίησης” και “διάγνωσης” προς αυτούς που έχουν τη δυνατότητα να λάβουν τα απαραίτητα μέτρα (μέτοχοι, διοικητικά στελέχη, κρατικοί αρμόδιοι) και να υποδείξουν στρατηγικές και διορθωτικά μέτρα με στόχο, είτε την πρόληψη δυσάρεστων εξελίξεων, είτε στην περίπτωση που η αποτυχία είναι αναπόφευκτη να ελαττώσουν το πάσης φύσεως κόστος που συνεπάγεται η πτώχευση και η πτωχευτική διαδικασία.
- 3 Ως βοήθημα για τους λήπτες αποφάσεων πιστωτικών ιδρυμάτων ή επενδυτικών οργανισμών στην επιλογή τραπεζών για δανειοδότηση ή για επένδυση, όπου η απόφαση πρέπει να λάβει υπόψη της το κόστος ευκαιρίας, αλλά και τον σχετικό κίνδυνο που εμπεριέχεται στην απόφαση.

Βασικό παράγοντα στη χρήση των υποδειγμάτων και την αποδοχή των αποτελεσμάτων τους, αποτελεί το κόστος που προκύπτει από τις εσφαλμένες εκτιμήσεις και συνακόλουθα, λανθασμένες ταξινομήσεις επιχειρήσεων. Δύο είναι οι βασικοί τύποι σφαλμάτων οι οποίοι είναι δυνατό να προκύψουν:

**Σφάλμα Τύπου I:** Μια τράπεζα η οποία στην πραγματικότητα θα περιέλθει σε κατάσταση πτώχευσης ταξινομείται ως υγιής.

**Σφάλμα Τύπου II:** Μια υγιής και δυναμική τράπεζα θεωρείται ότι θα περιέλθει σε κατάσταση πτώχευσης.

Οι δύο παραπάνω τύποι σφάλματος είναι συνδεδεμένοι με ένα αντίστοιχο κόστος, διαφορετικό σε κάθε περίπτωση και ανάλογο με την οπτική γωνία υπό την οποία κάποιος αντιμετωπίζει το πρόβλημα. Για έναν επενδυτή ή υποψήφιο δανειστή, το κόστος που προκύπτει από ένα σφάλμα Τύπου I είναι η απώλεια μέρους ή του συνόλου του κεφαλαίου που θα διαθέσει σε μια προβληματική τράπεζα, ενώ το κόστος που προκύπτει από ένα σφάλμα Τύπου II έχει σχέση με την απώλεια μιας, ενδεχόμενα σημαντικής, επενδυτικής ευκαιρίας. Για την ίδια την υπό εξέταση επιχείρηση, το κόστος είναι εντελώς διαφορετικής μορφής.

Στην περίπτωση του σφάλματος Τύπου I, μια τράπεζα που βρίσκεται σε δυσχερή θέση επιτυγχάνει να διατηρεί προς τα έξω την εικόνα της σταθερότητας και την εμπιστοσύνη των συναλλασσόμενων με αυτήν που είναι δυνατό να της επιτρέψει



ακόμη, και να ανακάμψει, συνεπώς προκύπτει όφελος. Αν όμως το σφάλμα προκύψει σε επίπεδο ελέγχου της πορείας της τράπεζας από “εσωτερικούς” αναλυτές, για παράδειγμα τους μετόχους ή τα στελέχη της το λάθος αντιστοιχεί σε εσφαλμένη διάγνωση που, τελικά, επιτείνει τα όποια προβλήματα. Στην περίπτωση του σφάλματος Τύπου II, ακόμα και για μια πολύ δυναμική τράπεζα είναι δυνατό να μειωθεί η αξιοπιστία της στην αγορά και αυτό να προκαλέσει προβλήματα τα οποία να την οδηγήσουν σε πραγματικά δυσχερή θέση ή ακόμη και σε πτώχευση. Το πρόβλημα χορήγησης πίστωσης και κατάταξης των αιτήσεων για δανειοδότηση (αποδεκτές ή μη) που αντιμετωπίζουν συχνά οι πιστωτικοί οργανισμοί, αν και διαφορετικό από το πρόβλημα πρόβλεψης της πτώχευσης, μπορεί να αντιμετωπισθεί, μερικά τουλάχιστον, με τη χρήση υποδειγμάτων πρόβλεψης της πτώχευσης. Η πιθανότητα πτώχευσης και μη εξόφλησης των δανείων είναι ένα σημαντικό κριτήριο για τις αποφάσεις δανειοδότησης. Αλλά και επειδή η φύση του προβλήματος χορήγησης δανείων, ποιοτικά είναι παρόμοια με το πρόβλημα της πρόβλεψης της πτώχευσης (οι αιτήσεις ταξινομούνται σε δύο ομάδες και τα σφάλματα έχουν παρόμοια μορφή και επιπτώσεις) οι περισσότερες από τις μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της πτώχευσης και το διαχωρισμό μεταξύ υγιών τραπεζών και τραπεζών υψηλού κινδύνου, χρησιμοποιήθηκαν επίσης σε προβλήματα χορήγησης πίστωσης (Bierman και Hausman, 1970).

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΡΑΠΕΖΩΝ

Ανάμεσα στις στατιστικές τεχνικές οι μέθοδοι που καλύπτονται είναι: η γραμμική διακριτική ανάλυση (Linear Discriminant Analysis - LD, η πολλαπλή διακριτική ανάλυση (Multiple Discriminant Analysis - MDA), η τετραγωνική διακριτική ανάλυση (Quadratic Discriminant Analysis - QDA), η λογιστική παλινδρόμηση (Logistic regression - Logit), η μέθοδος του κοντινότερου γείτονα (K-nearest neighbors), τα δέντρα αποφάσεων (Classification And Regression Tree - CART, Iterative Dichotomizer - ID3, C4.5), η ανάλυση κατά συστάδες (K-means) και η ανάλυση παραγόντων (Factor Analysis - FA). Ανάμεσα στις ευφυείς τεχνικές οι μέθοδοι που καλύπτονται είναι: τα διάφορα νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks - NN), η μέθοδος Trait recognition, η μέθοδος DEA (Data Envelopment Analysis) και οι Πολυκριτήριες μέθοδοι υποστήριξης αποφάσεων (Multiple Criteria Decision Analysis - MCDA).

### 2.1 Στατιστικές τεχνικές

#### 2.1.1 Διακριτική ανάλυση

Η βασική ιδέα της διαχωριστικής ανάλυσης είναι να κατατάξει δεδομένα (συνήθως πολυδιάστατα) σε γνωστούς πληθυσμούς με γνωστές κατανομές για κάθε πληθυσμό. Ας υποθέσουμε ότι έχουμε  $K$  πληθυσμούς (ομάδες)  $\Pi_1, \Pi_2, \dots, \Pi_K$  με  $K \geq 2$ . Τότε για κάθε πληθυσμό  $\Pi_k$  έχουμε και μία κατανομή  $f_k(x)$ . Σκοπός της διαχωριστικής ανάλυσης είναι να διαχωρίσεις ή να κατανείμει κάθε παρατήρηση στους  $K$  γνωστούς πληθυσμούς-ομάδες. Προφανώς, ψάχνουμε για ένα διαχωριστικό κανόνα που μπορεί να κατατάξει σωστά όσο το δυνατόν περισσότερες παρατηρήσεις. Ανάμεσα στις τεχνικές για την πρόβλεψη της πτώχευσης, η γραμμική διακριτική ανάλυση ήταν η πρώτη στατιστική μέθοδος που εφαρμόστηκε για να εξηγήσει συστηματικά ποιες επιχειρήσεις πτώχευσαν και ποιες όχι. Παρά τους περιορισμούς, το μοντέλο του Edward Altman το 1968, εξακολουθεί να είναι ένα κορυφαίο μοντέλο σε πρακτικές εφαρμογές.

## Πολλαπλή Διακριτική ανάλυση (MDA)

Η συνάρτηση της διακρίνουσας ανάλυσης χαρτογραφεί τα πολυδιάστατα χαρακτηριστικά της συνάρτησης πυκνότητας των μεταβλητών του πληθυσμού σε ένα μονοδιάστατο μέτρο, με τη διαμόρφωση ενός γραμμικού συνδυασμού (Zavgren 1983). Η γραμμική διακρίνουσα συνάρτηση είναι η εξής:

$$Z_i = X_A = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n$$

όπου  $Z$  = σκορ ταξινόμησης για την τράπεζα/εταιρία,  $X$  = διάνυσμα των  $n$  ανεξάρτητων μεταβλητών ή των χαρακτηριστικών  $A$  = διάνυσμα συντελεστών διακρίνουσας ανάλυσης MDA (Altman 1993). Με τη χρήση της βαθμολογίας  $Z$  και την cut-off βαθμολογία, η τράπεζα ταξινομείται σε κατηγορία πτώχευσης ή μη. Ερευνητές που εφάρμοσαν την πολλαπλή διακριτική ανάλυση στην κατάταξη τραπεζών είναι οι Doumpos and Zorounidis (2000), Swicegood and Clark (2001), Canbas et al (2005), Boyacioglu et al (2008), Kosmidou and Zorounidis (2008).

## Γραμμική διακριτική ανάλυση (LDA)

Σύμφωνα με LDA υποθέτουμε ότι η πυκνότητα για το  $X$ , χορηγούμενη για κάθε κατηγορία  $k$  ακολουθεί κατανομή Gauss. Ο τύπος της πυκνότητας για μια πολυμεταβλητή κατανομή Gauss:

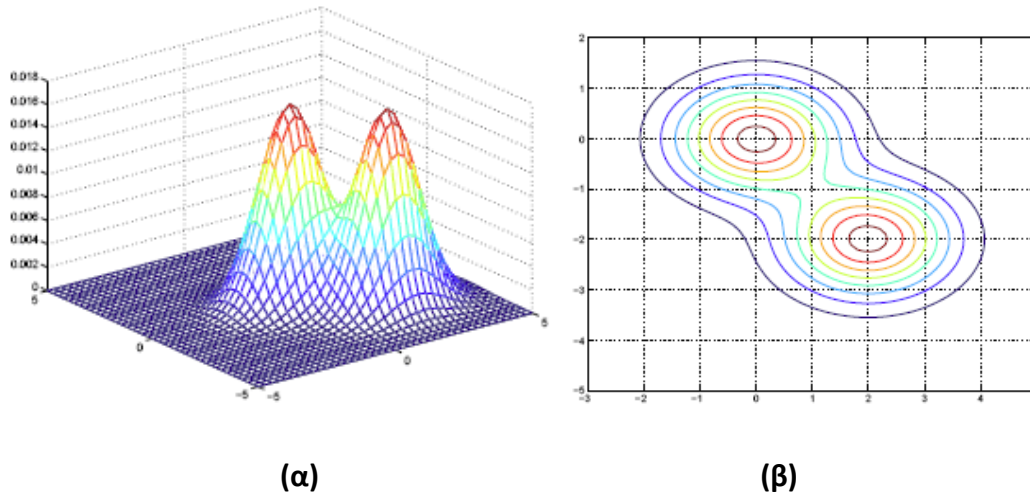
$$f_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma_k|^{1/2}} e^{-1/2(x-\mu_k)^T \Sigma_k^{-1}(x-\mu_k)}$$

όπου  $p$  είναι η διάσταση και  $\Sigma_k$  είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης. Για τον υπολογισμό της  $f_k$  κάνουμε πολλαπλασιασμό πινάκων. Το διάνυσμα  $x$  και το μέσο διάνυσμα  $\mu_k$  είναι και τα δύο διανύσματα στήλης.

Για την γραμμική διακριτική ανάλυση ισχύει (LDA):  $\Sigma_k = \Sigma, \forall k$ ,

Στη LDA, όπως αναφέραμε, μπορούμε απλά να υποθέσουμε για τις διαφορετικές  $k$  ότι ο πίνακας συνδιακύμανσης είναι πανομοιότυπος. Η μόνη διαφορά από την τετραγωνική διακρίνουσα ανάλυση είναι ότι ο πίνακας συνδιασποράς δεν είναι ίδιος για τις διαφορετικές κατηγορίες. Δεδομένου ότι ο πίνακας συνδιακύμανσης

καθορίζει το σχήμα της πυκνότητας Gaussian, σε LDA, οι Gaussian πυκνότητες για τις διάφορες κατηγορίες έχουν το ίδιο σχήμα, αλλά μετατοπίζονται μεταξύ τους. Παράδειγματα πυκνοτήτων για το μοντέλο LDA φαίνονται στα παρακάτω σχήματα.



**Σχ. 1** Σχηματική απεικόνιση γραμμικής διακριτικής ανάλυσης σε τομή (α) και κάτοψη (β)

Ερευνητές που εφάρμοσαν την πολλαπλή διακριτική ανάλυση στην κατάταξη τραπεζών είναι οι Tam (1992) και Tam and Kiang (1992).

### Τετραγωνική Διακριτική Ανάλυση (QDA)

Η Τετραγωνική Διακριτική ανάλυση QDA δεν είναι πολύ διαφορετική από τη γραμμική LDA εκτός από το ότι μπορούμε να υποθέσουμε ότι ο πίνακας συνδιακύμανσης μπορεί να είναι διαφορετικός για κάθε κατηγορία και έτσι, θα εκτιμηθεί ο πίνακας συνδιακύμανσης  $\Sigma_k$  ξεχωριστά για κάθε κατηγορία  $k$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$ .

Η συνάρτηση της Τετραγωνικής διακριτικής ανάλυσης είναι:

$$\delta_k(x) = -\frac{1}{2} \log |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k) + \log \pi_k$$

Αυτή η συνάρτηση μοιάζει πολύ με τη συνάρτηση γραμμικής διακριτικής ανάλυσης με τη διαφορά ότι επειδή ο πίνακας συνδιακύμανσης,  $\Sigma_k$ , δεν είναι ο ίδιος, παραμένουν οι τετραγωνικοί όροι.

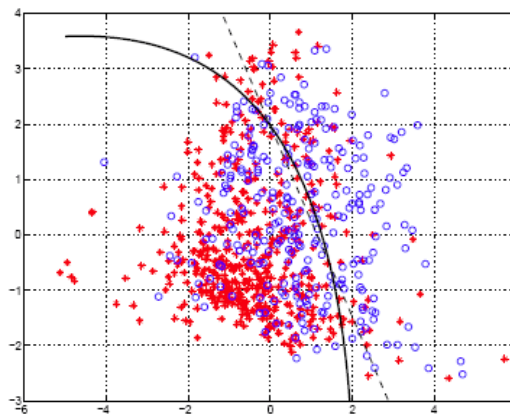
Κανόνας ταξινόμησης:

$$G(x) = \arg \max_k \delta_k(x)$$

Ο κανόνας ταξινόμησης είναι παρόμοιος. Απλά βρίσκουμε την τάξη  $k$  η οποία μεγιστοποιεί τη λειτουργία της τετραγωνικής διακριτικής ανάλυσης. Τα όρια ταξινόμησης είναι τετραγωνικές εξισώσεις του  $x$ .

Η QDA, επειδή επιτρέπει μεγαλύτερη ευελιξία για τον πίνακα συνδιακύμανσης, τείνει να προσαρμόσει τα δεδομένα καλύτερα από ό,τι η LDA, αλλά έχει περισσότερες παραμέτρους για την εκτίμηση. Ο αριθμός των παραμέτρων αυξάνεται σημαντικά με την QDA. Επειδή, με QDA, υπάρχει ένας ξεχωριστός πίνακας συνδιασποράς για κάθε κατηγορία, εάν υπάρχουν πολλές τάξεις και όχι τόσο πολλά σημεία δειγματοληψίας, αυτό μπορεί να είναι ένα πρόβλημα.

Η διακεκομμένη γραμμή είναι το όριο απόφασης που δίνεται στην LDA. Η καμπύλη γραμμή είναι το όριο απόφασης που προκύπτει από τη μέθοδο της QDA.



**Σχ. 2** Όρια ταξινόμησης τετραγωνικής διακριτικής ανάλυσης (QDA)

### 2.1.2 Λογιστική παλινδρόμηση (logit)

Η ανάλυση λογιστικής παλινδρόμησης είναι ισοδύναμη με την διακριτική ανάλυση. Η Λογιστική Παλινδρόμηση στην ουσία είναι γενίκευση της απλής γραμμικής παλινδρόμησης για την περίπτωση που η εξαρτημένη μεταβλητή  $Y$  είναι δίτιμη (π.χ. 0=αποτυχία και 1=επιτυχία). Πιο συγκεκριμένα, η ανάλυσή της ταιριάζει με τα γραμμικά μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης για τα δυαδικά ή τακτικά δεδομένα με τις εκτιμήσεις μεγίστης Πιθανοφάνειας και συγκρίνει τα εκτιμώμενα δείγματα χρησιμοποιώντας την τεχνική Wald chi-square. Η διαδικασία μέγιστης Πιθανοφάνειας χρησιμοποιείται σε επαναληπτικό τρόπο για να εντοπίσει τις πιο πιθανές εκτιμήσεις για τους συντελεστές των ανεξάρτητων μεταβλητών στην εξίσωση λογιστικής παλινδρόμησης. Η στατιστική Wald χρησιμοποιείται για να ελεγχθεί η υπόθεση ότι οι συντελεστές των ανεξάρτητων μεταβλητών διαφέρουν από το μηδέν (Hair et al. 1998).

Η λογιστική συνάρτηση είναι χρήσιμη επειδή μπορεί να πάρει μια είσοδο με οποιαδήποτε τιμή από  $\pm$  άπειρο, ενώ η έξοδος παίρνει πάντοτε τιμές μεταξύ μηδέν και ένα και ως εκ τούτου είναι ερμηνεύσιμη ως πιθανότητα (Hosmer et. Al 2000). Η συνάρτηση  $E(Y_i) = \sigma(t)$ , όπου  $Y_i$  ανεξάρτητη τ.μ. Bernoulli, ορίζεται ως εξής:

$$\sigma(t) = \frac{e^t}{e^t + 1} = \frac{1}{1 + e^{-t}}$$

Αν  $t$  θεωρείται ως μια γραμμική συνάρτηση μιας επεξηγηματικής μεταβλητής  $x$  (ή ενός γραμμικού συνδυασμού των επεξηγηματικών μεταβλητών), τότε εκφράζουμε το  $t$  ως εξής:

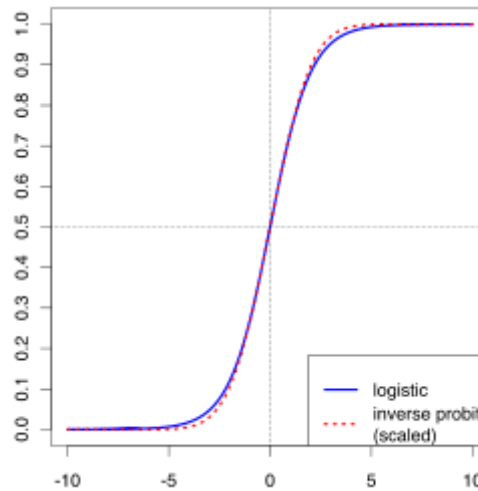
$$t = \beta_0 + \beta_1 x$$

Και η συνάρτηση λογιστικής παλινδρόμησης γράφεται ως:

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}}$$

Η  $F(x)$  ερμηνεύεται ως η πιθανότητα της εξαρτημένης μεταβλητής που ισοδυναμεί με μια "επιτυχία" ή "υπόθεση" παρά μια αποτυχία ή μη υπόθεση. Είναι σαφές ότι οι μεταβλητές  $Y_i$  δεν είναι ταυτόσημα κατανομημένες:  $P(Y_i = 1 | X)$  διαφέρουν από το

ένα σημείο δεδομένων  $X_i$  στο άλλο (Freedman 2009). Μια γραφική παράσταση της λογιστικής συνάρτησης φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχ. 3 Όρια λογιστικής παλινδρόμησης

Οι Davis και Karim (2008) συγκρίνουν τη Logit και τα δέντρα Διωνυμικής προσέγγισης και θεωρούν ότι η Logit λειτουργεί καλύτερα.

### 2.1.3 Η μέθοδος του κοντινότερου γείτονα (K-nearest neighbors)

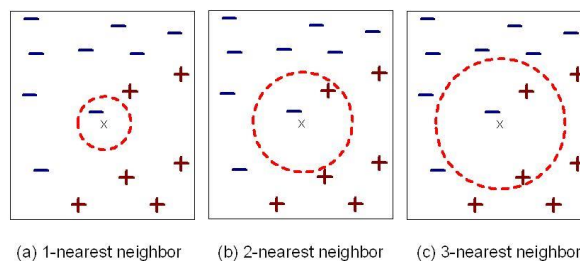
Η μέθοδος κοντινότερου γείτονα είναι μια γενική μέθοδος με εφαρμογές στην κατασκευή μοντέλων πρόβλεψης νέων τιμών που μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την κατάταξη παρατηρήσεων. Η βασική ιδέα είναι πως έχουμε ένα δείγμα και θέλουμε για μια νέα παρατήρηση με γνωστές τιμές και για ένα διάνυσμα μεταβλητών  $x$ , να προβλέψουμε την τιμή μια μεταβλητής  $y$ . Τότε χρησιμοποιούμε για την πρόβλεψή μας την πληροφορία που περιέχουν οι τιμές δείγματος που μοιάζουν περισσότερο με τη νέα παρατήρηση για την οποία θέλουμε να κάνουμε πρόβλεψη. Όλα τα χαρακτηριστικά των παραδειγμάτων αναπαρίστανται ως σημεία στον  $n$ -διάστατο χώρο  $R^n$ . Οι κοντινότεροι γείτονες στον αλγόριθμο αυτό βρίσκονται με την Ευκλείδια απόσταση. Έτσι εάν τα χαρακτηριστικά ενός παραδείγματος  $x$  αναπαρασταθούν με το διάνυσμα  $(\alpha_1(x), \alpha_2(x), \dots, \alpha_n(x))$  τότε η ευκλείδια απόσταση  $d$  μεταξύ δυο παραδειγμάτων  $x_i$  και  $x_j$  γράφεται:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\frac{\sum_{r=1}^n (a_r(x_i) - a_r(x_j))^2}{n}}$$

Για να κατηγοριοποιηθεί ένα νέο παράδειγμα  $x_q$  με τη μέθοδο των  $k$ -κοντινότερων γειτόνων, αρκεί να βρεθούν αυτοί με τη χρήση του παραπάνω τύπου. Σύμφωνα με το ποιοι είναι οι γείτονές του κατηγοριοποιείται ανάλογα. Πιο συγκεκριμένα αν χρησιμοποιηθεί ο 1-κοντινότερος γείτονας τότε το καινούριο παράδειγμα θα έχει την ίδια κατηγοριοποίηση με τον κοντινότερο γείτονα του  $f(x_q) = f(x_i)$ , όπου  $x_i$  ο κοντινότερος γείτονας του και  $f$  ο κανόνας κατηγοριοποίησης. Σε περίπτωση όμως που χρησιμοποιηθεί  $k > 1$ , τότε θα χρειαστεί κάποιο είδος στάθμισης όπως ο μέσος όρος:

$$f(x_q) = \frac{\sum_{i=1}^k f(x_i)}{k}$$

### **k**-Nearest Neighbor Classifiers



**k**-nearest neighbors of an example **x** are the data points that have the **k** smallest distances to **x**

#### **Σχ.4** Σχηματική απεικόνιση $k$ -κοντινότερου γείτονα

Ερευνητές που εφάρμοσαν την μέθοδο του κοντινότερου γείτονα για κατασκευή μοντέλων πρόβλεψης τραπεζών είναι οι Tam (1992) και Tam and Kiang (1992).

#### **2.1.4 Δέντρα αποφάσεων (CART, ID3, C4.5, C5.0)**

Ένα δέντρο ταξινόμησης κατασκευάζεται βάση μιας πολύ διάσημης μεθόδου, της γνωστής binary recursive partitioning. Είναι μια επαναληπτική μέθοδος διαίρεσης του αρχικού συνόλου (root) των δεδομένων για μια εξαρτώμενη μεταβλητή (dependent categorical variable) σε 2 υποσύνολα-απογόνους. Το πρόβλημα είναι να

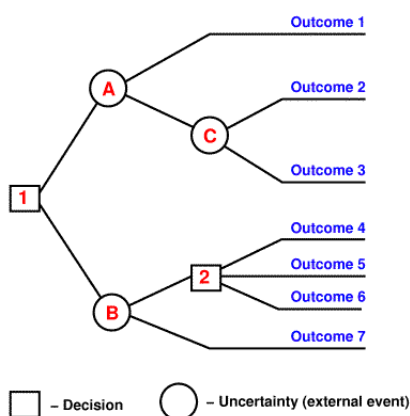


βρεθεί η λεγόμενη explanatory μεταβλητή η οποία διαιρεί το σύνολο (sample) των δεδομένων. Τα υποσύνολα που δεν διαιρούνται περαιτέρω, ονομάζονται terminal nodes.

Ένα δέντρο απόφασης (decision tree) αναπαριστά μια διαδικασία λήψης απόφασης όπου κάθε πιθανό “σημείο απόφασης” ή κατάσταση αναπαρίσταται από έναν κόμβο ενώ κάθε πιθανή επιλογή που μπορεί να γίνει σε ένα σημείο απόφασης αναπαρίσταται με μια ακμή προς έναν κόμβο.

Η κατασκευή του κόμβου έχει ως εξής:

1. Ξεκινούμε έχοντας ένα κόμβο που περιέχει όλες τις εγγραφές.
2. Ακολουθεί η διάσπαση του κόμβου (μοίρασμα των εγγραφών) με βάση μια συνθήκη-διαχωρισμού σε κάποιο από τα γνωρίσματα.
3. Αναδρομική κλήση του βήματος 2 σε κάθε κόμβο (Recursive Partitioning Algorithm –RPA) έως ότου οι εγγραφές ενός τελικού κόμβου (φύλλο-leaf) να ανήκουν σε ένα μόνο σύνολο (goods ή bads).
4. Αφού κατασκευαστεί το δέντρο, γίνονται κάποιες βελτιστοποιήσεις (tree pruning)



**Σχ.5** Δέντρο ταξινόμησης

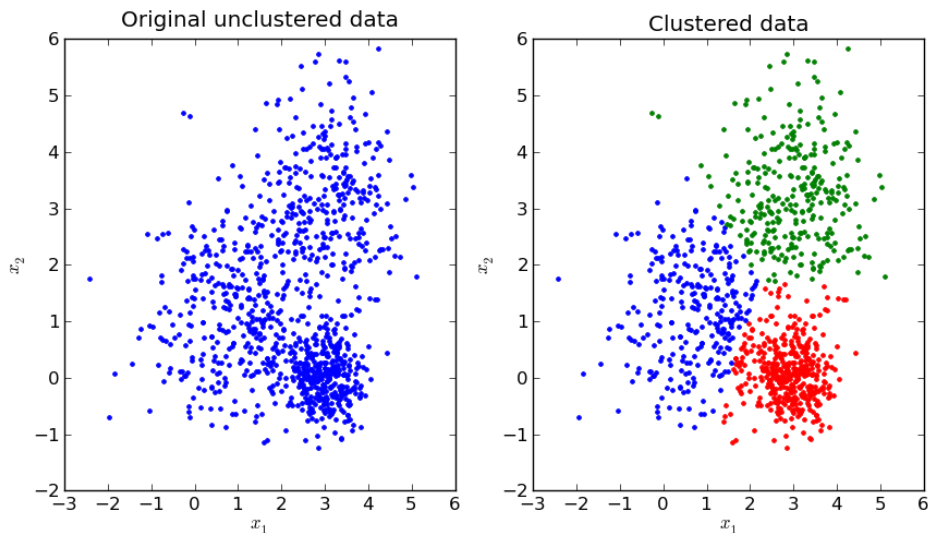
Στόχος της μεθόδου είναι να δημιουργηθεί ένα μοντέλο που να προβλέπει την τιμή μιας μεταβλητής στόχου με την εκμάθηση απλών κανόνων απόφασης που προκύπτουν από τα χαρακτηριστικά των δεδομένων.

Ερευνητές που εφάρμοσαν την μέθοδο αυτή για κατασκευή μοντέλων πρόβλεψης τραπεζών είναι οι Tam (1992) και Tam and Kiang (1992) και Olmega and Fernandez (1997)

### **2.1.5 Ανάλυση κατά συστάδες (K-means)**

Η ανάλυση κατά συστάδες σκοπό έχει να κατατάξει σε ομάδες τις υπάρχουσες παρατηρήσεις χρησιμοποιώντας την πληροφορία που υπάρχει σε κάποιες μεταβλητές. Δηλαδή αυτή η μέθοδος εξετάζει πόσο όμοιες είναι κάποιες παρατηρήσεις ως προς κάποιο αριθμό μεταβλητών με σκοπό να δημιουργήσει ομάδες από παρατηρήσεις που μοιάζουν μεταξύ τους. Μια επιτυχημένη ανάλυση θα πρέπει να καταλήξει σε ομάδες για τις οποίες οι παρατηρήσεις μέσα σε κάθε ομάδα να είναι όσο γίνεται πιο ομοιογενείς, αλλά παρατηρήσεις διαφορετικών ομάδων να διαφέρουν όσο γίνεται περισσότερο.

Ο αλγόριθμος K-means ανήκει σε μία μεγάλη κατηγορία αλγορίθμων ομαδοποίησης που είναι γνωστοί ως αλγόριθμοι διαμέρισης (partitioning algorithms). Η μέθοδος δουλεύει επαναληπτικά. Χρησιμοποιεί την έννοια του κέντρου (centroid) της ομάδας και στη συνέχεια κατατάσσει τις παρατηρήσεις ανάλογα με την απόσταση τους από τα κέντρα όλων των ομάδων. Το κέντρο κάθε ομάδας δεν είναι τίποτα άλλο από τη μέση τιμή για κάθε μεταβλητή όλων των παρατηρήσεων της ομάδας, δηλαδή αντιστοιχεί στο διάνυσμα των μέσων. Στη συνέχεια για κάθε παρατήρηση υπολογίζεται η ευκλείδεια απόσταση της από τα κέντρα των ομάδων που έχουμε και κατατάσσεται κάθε παρατήρηση στην ομάδα που είναι πιο κοντά. Αφού καταταχθούν όλες τις παρατηρήσεις, τότε υπολογίζονται από την αρχή τα κέντρα, απλώς ως διάνυσμα των μέσων για τις παρατηρήσεις που ανήκουν στην κάθε ομάδα. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρις ότου δεν υπάρχουν διαφορές ανάμεσα σε δύο διαδοχικές επαναλήψεις. Ο αλγόριθμος ουσιαστικά ελαχιστοποιεί το άθροισμα των τετραγωνικών αποστάσεων των παρατηρήσεων από τα κέντρα των ομάδων που ανήκουν.



**Σχ.6** Ομαδοποίηση σύμφωνα με τον αλγόριθμο K-means

Τη μέθοδο αυτή εφάρμοσαν στην κατάταξη τραπεζών οι Boyacioglu et al (2008).

### **2.1.6 Ανάλυση παραγόντων (FA)**

Η παραγοντική ανάλυση είναι μια στατιστική μέθοδος που έχει σκοπό να βρει ύπαρξη παραγόντων κοινών ανάμεσα σε μια ομάδα μεταβλητών. Με αυτή την μεθοδολογία καταφέρνουμε:

- Να μειώσουμε τις διαστάσεις του προβλήματος
- Να δημιουργήσουμε καινούργιες μεταβλητές, τους παράγοντες, τις οποίες μπορούμε να τις θεωρήσουμε ως κάποιες μη μετρήσιμες μεταβλητές, όπως ελκυστικότητα ενός προϊόντος στο Marketing κ.α.
- Να εξηγήσουμε τις συσχετίσεις που υπάρχουν στα δεδομένα, οι οποίες έχουμε υποθέσει ότι οφείλονται αποκλειστικά στην ύπαρξη κάποιων κοινών παραγόντων που δημιούργησαν τα δεδομένα.

Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται για να περιγράψει τη μεταβλητότητα μεταξύ των παρατηρούμενων, συσχετισμένων μεταβλητών σε όρους ενός δυνητικά μικρότερου αριθμού μη παρατηρούμενων μεταβλητών που ονομάζονται παράγοντες. Για παράδειγμα, είναι δυνατόν οι διακυμάνσεις σε τέσσερις παρατηρούμενες μεταβλητές να αντικατοπτρίζουν κυρίως τις διακυμάνσεις σε δύο μη παρατηρούμενες μεταβλητές. Η παραγοντική ανάλυση ερευνά για τέτοιες κοινές

διακυμάνσεις για την αντιμετώπιση μη παρατηρούμενων λανθάνουσων μεταβλητών. Οι παρατηρούμενες μεταβλητές μοντελοποιούνται ως γραμμικοί συνδυασμοί των πιθανών παραγόντων και τους όρους "σφάλματος". Οι πληροφορίες που συγκεντρώνονται για τις αλληλεξαρτήσεις μεταξύ των παρατηρούμενων μεταβλητών μπορούν να χρησιμοποιηθούν αργότερα για να μειωθεί το σύνολο των μεταβλητών σε ένα σύνολο δεδομένων. (Bartholomew et. al 2008).

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε ένα σύνολο από  $p$  παρατηρήσιμες τυχαίες μεταβλητές,  $x_1, \dots, x_p$  με μέσους  $\mu_1, \dots, \mu_p$  αντίστοιχα. Ας υποθέσουμε ότι για κάποιες άγνωστες σταθερές  $l_{ik}$  και  $k$  μη παρατηρήσιμες τυχαίες μεταβλητές  $F_j$ , όπου  $i \in 1, \dots, p$  και  $j \in 1, \dots, k$  όπου  $k < p$ , έχουμε:

$$x_i - \mu_i = l_{i1}F_1 + \dots + l_{ik}F_k + \varepsilon_i$$

όπου,  $\varepsilon_i$  είναι οι ανεξάρτητα κατανομημένοι όροι σφάλματος με μηδενική μέση τιμή και πεπερασμένη διακύμανση, που μπορεί να μην είναι οι ίδιοι για όλα τα  $i$ . Έστω  $\text{Var}(\varepsilon_i) = \Psi_i$  έτσι ώστε να έχουμε

$$\text{Cov}(\varepsilon) = \text{Diag}(\Psi_1, \dots, \Psi_p) = \Psi \text{ and } E(\varepsilon) = 0$$

Σε όρους πίνακα έχουμε:

$$x - \mu = LF + \varepsilon$$

Αν έχουμε  $n$  παρατηρήσεις, τότε θα έχουμε τις διαστάσεις  $x_{p \times n}$ ,  $L_{p \times k}$ , και  $F_{k \times n}$ . Κάθε στήλη του  $x$  και  $F$  δηλώνει τιμές για μία συγκεκριμένη παρατήρηση, και ο πίνακας  $L$  δεν διαφέρει μεταξύ των παρατηρήσεων.

Επίσης, θέτουμε τις ακόλουθες παραδοχές στην  $F$ :

1.  $F$  και  $\varepsilon$  είναι ανεξάρτητα
2.  $E(F) = 0$
3.  $\text{Cov}(F) = I$ , όπου  $I$  ο μοναδιαίος πίνακας, (για να βεβαιωθείτε ότι οι παράγοντες είναι ασυσχέτιστες).

Οποιαδήποτε λύση των ανωτέρω σελ εξισώσεων για την  $F$  ορίζονται ως παράγοντες, και  $L$  ως πίνακας φόρτωσης.

Έστω 
$$Cov(x - \mu) = \Sigma.$$

Στη συνέχεια, σημειώστε ότι από τους όρους που επιβλήθηκαν στην  $F$ , έχουμε

$$Cov(x - \mu) = Cov(LF + \varepsilon),$$

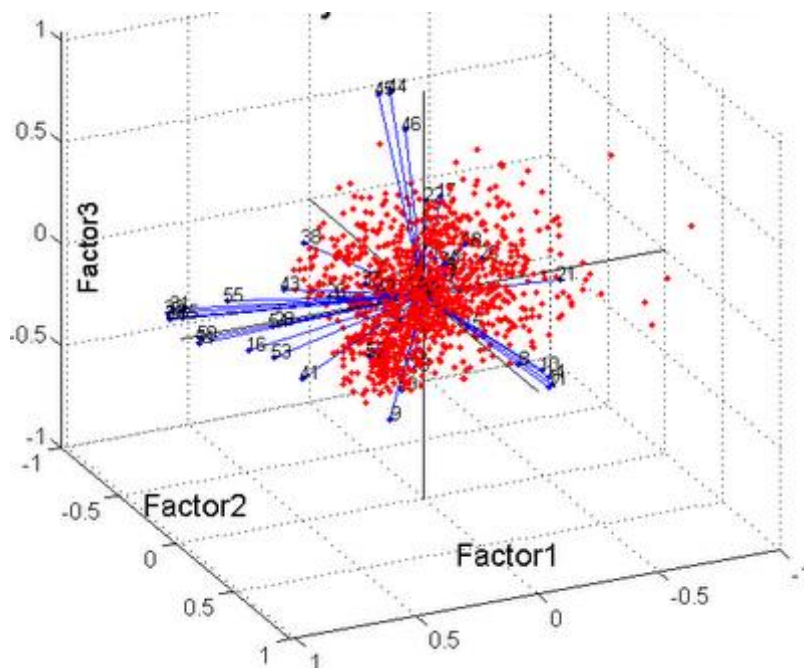
ή

$$\Sigma = LCov(F)L^T + Cov(\varepsilon)$$

ή

$$\Sigma = LL^T + \Psi$$

Σημειώστε ότι για οποιαδήποτε ορθογώνιο πίνακα  $Q$ , αν θέσουμε  $L = LQ$  και  $F = Q^T F$ , τα κριτήρια για την ύπαρξη παραγόντων και παραγοντικών φορτίσεων εξακολουθούν να ισχύουν. Ως εκ τούτου, μια σειρά από παράγοντες και παραγοντικές φορτίσεις είναι πανομοιότυποι μόνο μέχρι τον ορθογώνιο μετασχηματισμό.



Σχ. 7 Ανάλυση παραγόντων

Ο West (1985) χρησιμοποιεί το μοντέλο Logit, μαζί με την παραγοντική ανάλυση, για να μετρήσει και να περιγράψει τα χρηματοοικονομικά και λειτουργικά χαρακτηριστικά των τραπεζών. Εξετάζει 1900 εμπορικές τράπεζες των ΗΠΑ κατά τη διάρκεια των ετών 1980-1982. Ο ίδιος αποδεικνύει ότι η συνδυασμένη μέθοδος της παραγοντικής ανάλυσης και της εκτίμησης Logit είναι χρήσιμη στην αξιολόγηση των συνθηκών λειτουργίας των τραπεζών.

Οι Canbas et al. (2005) προτείνουν ένα ολοκληρωμένο σύστημα έγκαιρης προειδοποίησης (IEWs) που συνδυάζει DA, Logit, Probit, και ανάλυση κύριων συνιστωσών (PCA), η οποία μπορεί να βοηθήσει στην πρόβλεψη πτώχευσης τραπεζών. Κατ' αρχάς, χρησιμοποιούν PCA για την ανίχνευση τριών οικονομικών στοιχείων που εξηγούν σημαντικά τις αλλαγές στην οικονομική κατάσταση των τραπεζών. Στη συνέχεια χρησιμοποιείται DA, Logit και τα μοντέλα παλινδρόμησης probit. Με το συνδυασμό όλων αυτών μαζί, θα κατασκευάσει ένα ολοκληρωμένο σύστημα έγκαιρης προειδοποίησης (IEWs).

Οι Ravi και Pramodh (2008), χρησιμοποιώντας δεδομένα από ισπανικές και τουρκικές τράπεζες προτείνουν τη μέθοδο Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών – Νευρωνικά Δίκτυα (PCNN). Θεωρούν ότι η μέθοδος αυτή ξεπερνά άλλους ταξινομητές που χρησιμοποιούνται στη βιβλιογραφία.

## **2.2 Έυφυείς Τεχνικές**

### **2.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα (NN)**

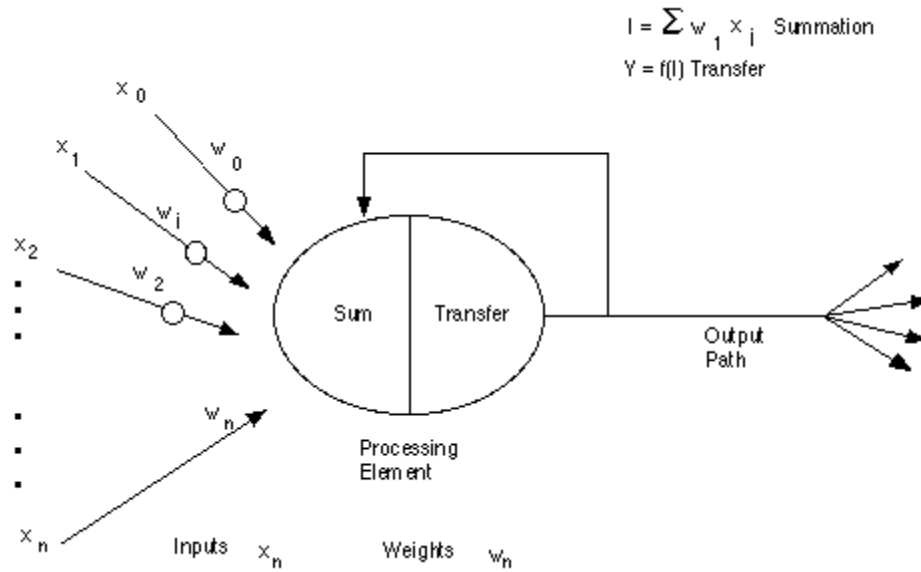
Τα νευρωνικά δίκτυα είναι μια εντατική υπολογιστικά προσέγγιση, η οποία μετατρέπει εισερχόμενη πληροφορία σε επιθυμητή εξερχόμενη πληροφορία. Η επεξεργασία της πληροφορίας βασίζεται σε συνδυασμένα δίκτυα μικρών επεξεργαστικών ομάδων, οι οποίες λέγονται νευρώνες ή κόμβοι. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια απλοποιημένη εφαρμογή του τρόπου λειτουργίας του ανθρώπινου μυαλού. Τρία είναι τα βασικά συστατικά ενός νευρωνικού δικτύου: οι κόμβοι, ο τρόπος σύνδεσης τους και ο αλγόριθμος με τον οποίο βρίσκουμε τις τιμές των παραμέτρων του δικτύου. Ένα τεχνητό σύστημα νευρωνικών δικτύων (ANN) είναι ένας αλγόριθμος του ηλεκτρονικού υπολογιστή το οποίο μπορεί να

«εκπαιδευτεί» να μιμηθεί τους κυτταρικούς νευρώνες στον ανθρώπινο εγκέφαλο (Hertz, Krogh & Palmer 1991). Αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό διασυνδεδεμένων στοιχειωδών μονάδων επεξεργασίας για να υπολογιστούν τα δεδομένα. Τα αποτελέσματα της επεξεργασίας του δικτύου προέρχονται από τη συλλογική συμπεριφορά των μονάδων του και εξαρτώνται από το πώς οι μονάδες αλληλεπιδρούν μεταξύ τους (Altman, Marco & Varetto 1993). Με την επεξεργασία και αξιολόγηση των αλληλεπιδράσεων σε ένα σύνθετο σύνολο δεδομένων, ένα νευρωνικό δίκτυο επιχειρεί να εκχωρήσει ορθή βάρη στις αντίστοιχες εισόδους για να επιτραπεί η σωστή εξαγωγή του τελικού αποτελέσματος. Αυτά τα βάρη εισόδου βοηθούμενα από μια διαδικασία βελτιστοποίησης του «γενετικού αλγορίθμου», το οποίο προσομοιώνει την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου κάτω από ένα μεγάλο αριθμό σεναρίων, επιτρέπει καλύτερα να επιβιώσουν και να αναπαραχθούν από τη μια γενιά στην επόμενη τα συστήματα στάθμισης (Dorsey, Edmister & Johnson 1995). Συνήθως, η πρόβλεψη με τα νευρωνικά δίκτυα ANN περιλαμβάνει μια διαδικασία τριών σταδίων, όπου: (1) Οι αποφάσεις λαμβάνονται ανάλογα με το ποιες θα είναι οι μεταβλητές εισόδου και οι παραμέτροι μάθησης. (2) Το δίκτυο εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας ένα υποσύνολο δεδομένων έως ότου το μέσο σφάλμα μεταξύ της πρόβλεψης και της πραγματικής τιμής μειώνεται στο ελάχιστο. (3) Το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται για τη δοκιμή νέων μεταβλητών και για να βελτιώσουν τις προβλέψεις.

Η έξοδος ενός νευρώνα υπολογίζεται:

$$\text{OUT} = F(\mathbf{X} \cdot \mathbf{W}) = F(\text{NET}) = 1/(1 + e^{-\text{NET}})$$

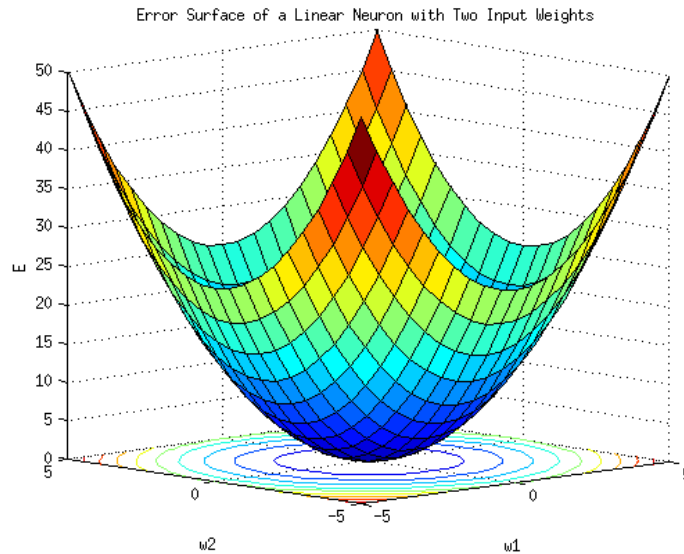
όπου OUT = η τελική έξοδος ενός νευρώνα στο στρώμα εξόδου X = το διάνυσμα εισόδου W = διάνυσμα βάρους 'w' μεταξύ των νευρώνων: 'i' σε ένα επίπεδο 'k' και 'j' σε επίπεδο 'k+1'.



**Σχ. 8** Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Ένα από τα πιο δημοφιλή τεχνητά νευρωνικά δίκτυα NN είναι ο BPNN (back propagation algorithm). Ο Rojas (2005) ισχυρίστηκε ότι ο αλγόριθμος BP θα μπορούσε να αναλυθεί σε τέσσερα βασικά βήματα. Μετά την τυχαία επιλογή των βαρών του δικτύου, το αλγόριθμος διάδοσης επιστροφής χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των απαραίτητων διορθώσεων. Ο αλγόριθμος μπορεί να αναλυθεί στα εξής τέσσερα στάδια: i) Feed-forward υπολογισμός ii) Επιστροφή διάδοσης στο στρώμα εξόδου iii) Επιστροφή διάδοσης στο κρυφό στρώμα iv) Ενημερώσεις Βαρών. Ο αλγόριθμος σταματά όταν η τιμή της συνάρτησης σφάλματος έχει γίνει αρκετά μικρή.





**Σχ. 9** Σχηματική απεικόνιση σφάλματος σε ένα νευρώνα

Ο Tam (1992) χρησιμοποιεί ένα μοντέλο BPNN για να προβλέψει χρεοκοπίες τραπεζών σε ένα δείγμα τραπεζών του Τέξας. Συγκρίνει BPNN, LDA, Logit και K- κοντινότερο γείτονα και διαπιστώνει ότι το μοντέλο BPNN υπερτερεί έναντι όλων των άλλων μεθόδων.

Οι Tam και Kiang (1992) συγκρίνουν τη γραμμική διακριτική ανάλυση (LDA), Logit, K- κοντινότερο γείτονα, feed forward NN και BPNN για την πρόβλεψη της πτώχευσης των τραπεζών. Θεωρούν ότι το μοντέλο BPNN υπερτερεί των άλλων τεχνικών.

Ο Bell (1997) συγκρίνει τα μοντέλα Logit και BPNN στην πρόβλεψη πτώχευσης τραπεζών. Βρίσκει ότι ούτε η Logit, ούτε το μοντέλο BPNN επικρατεί του άλλου όσον αφορά την προβλεπτική ικανότητα. Ωστόσο, το μοντέλο BPNN έχει βρεθεί να είναι καλύτερο για πολύπλοκες διαδικασίες λήψης αποφάσεων.

Οι Olmeda και Fernandez (1997) συγκρίνουν τα μοντέλα BPNN, Logit, έναντι άλλων τεχνικών. Χρησιμοποιώντας στοιχεία από το ισπανικό τραπεζικό σύστημα, βρίσκουν ότι το μοντέλο BPNN αποδίδει καλύτερα, το Logit είναι το δεύτερο καλύτερο και ακολουθούν οι υπόλοιπες.

Οι Swicegood και Clark (2001), χρησιμοποιώντας δεδομένα από 1741 τράπεζες των ΗΠΑ διαπιστώνουν ότι το μοντέλο BPNN υπερτερεί άλλων μοντέλων, όπως MDA και της ανθρώπινης κρίσης.

Οι Boyacioglu et al. (2008) συγκρίνουν διάφορα NN μοντέλα (4 διαφορετικές αρχιτεκτονικές = MLP, CL, SOM, LVQ), Support Vector Machine (SVM) και πολυδιάστατων στατιστικών μοντέλων (πολυπαραγοντική ανάλυση διακριτότητας, K-means ανάλυση συστάδων και η ανάλυση παλινδρόμησης Logit) και βρήκαν ότι τα NN (MLP και LVQ) μπορούν να θεωρηθούν τα πιο επιτυχημένα μοντέλα.

Οι Zhao et al. (2009) συγκρίνουν τα μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης, δέντρα αποφάσεων, νευρωνικών δικτύων και k-πλησιέστερου γείτονα. Χρησιμοποιούν στοιχεία από 480 τράπεζες των ΗΠΑ και θεωρούν ότι οι δύο κορυφαίες επιδόσεις είναι της λογιστικής παλινδρόμησης και των νευρωνικών δικτύων.

Ο Philippe du Jardin (2010) συγκρίνει την διακριτική ανάλυση, τη λογιστική παλινδρόμηση και το νευρωνικό δίκτυο και βρήκε ότι το NN μπορεί να θεωρηθεί ως το πιο επιτυχημένο μοντέλο.

Οι Lee και Choi (2013) συγκρίνουν την πολλαπλή διακριτική ανάλυση και τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων και θεωρούν ότι τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων υπερτερούν της MDA.

Οι Iturriaga και Sanz (2015) χρησιμοποιούν ένα υβριδικό μοντέλο NN σε ένα δείγμα 52 τραπεζών των ΗΠΑ. Βρήκαν ότι το υβριδικό μοντέλο NN υπερτερεί όλων των άλλων μεθόδων.

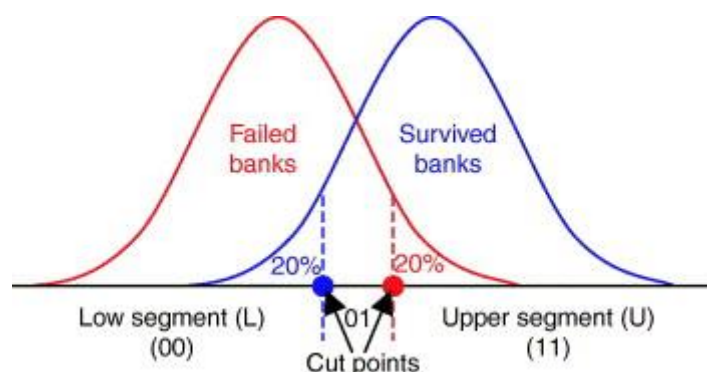
### **2.2.2 Trait recognition model (TR)**

Το μοντέλο Trait recognition είναι μια μη παραμετρική τεχνική, η οποία δεν επιβάλλει υποθέσεις κατανομής στις ανεξάρτητες μεταβλητές. Ο αλγόριθμος ποσοτικοποιεί όλες τις πιθανές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των επεξηγηματικών μεταβλητών που λαμβάνονται και στη συνέχεια εξάγει τα χαρακτηριστικά που συναντώνται συχνότερα είτε στις χρεοκοπημένες είτε στις μη χρεοκοπημένες τράπεζες. Το πλεονέκτημα της μεθόδου είναι ότι εκμεταλλεύεται πληροφορίες που περιέχονται σε σύνθετες αλληλεπιδράσεις των μεταβλητών.

Ο αλγόριθμος αρχίζει με την επιλογή των σημείων αποκοπής για κάθε μία από τις μεταβλητές. Η δύναμη της προσέγγισης εξαρτάται από την επαρκή επιλογή των σημείων αποκοπής. Η ιδανική περίπτωση είναι όταν όλες οι χρεοκοπημένες

τράπεζες να βρίσκονται κάτω από κάποιο όριο και όλες οι μη χρεοκοπημένες τράπεζες να βρίσκονται πάνω από αυτό. Σε αυτή την περίπτωση, μόνο ένα σημείο αποκοπής είναι απαραίτητο λόγω της απουσίας ενός αναποφάσιστου μεσαίου τμήματος. Στην πραγματικότητα, ωστόσο, οι κατανομές των μεταβλητών για τις αποτυχημένες και μη-αποτυχημένες τράπεζες επικαλύπτονται εύκολα και δεν υπάρχουν αναγνωρίσιμα όρια. Αν τα σημεία αποκοπής επιλεγούν πολύ κοντά στις ακραίες τιμές της κατανομής, οι περισσότερες από τις τράπεζες θα βρίσκονται στο μεσαίο τμήμα και η προσέγγιση δεν θα είναι σε θέση να βρει αρκετά ασφαλή και μη ασφαλή χαρακτηριστικά για να διακρίνει με ακρίβεια μεταξύ των χρεοκοπημένων και των μη χρεοκοπημένων τραπεζών.

Εάν, αντιθέτως, τα σημεία αποκοπής επιλεγούν πολύ κοντά το ένα στο άλλο, θα υπάρξουν πάρα πολλές μη χρεοκοπημένες τράπεζες στο κάτω τμήμα και πάρα πολλές αποτυχημένες τράπεζες στο πάνω τμήμα, γεγονός που θα μειώσει σημαντικά την ακρίβεια της κατάταξης της πρόβλεψης. Ο γενικός κανόνας είναι το σημείο αποκοπής να λάβει μια τυπική απόκλιση γύρω από τη μέση τιμή του δείγματος και να μοιραστούν οι κατανομές των μεταβλητών σε τρία τμήματα, χρησιμοποιώντας δύο σημεία αποκοπής. Το χαμηλό τμήμα της μεταβλητής κατανομής (Low segment (L) περιέχει κυρίως χρεοκοπημένες τράπεζες και μόνο λίγες μη χρεοκοπημένες και αντίστροφα για το Upper segment όπως φαίνεται στο σχήμα 10 (Lanine and Vennet 2006). Όσο μικρότερη είναι η περιοχή τομής μεταξύ των χρεοκοπημένων και οι μη χρεοκοπημένων τραπεζών, τόσο υψηλότερη θα είναι η δύναμη κατάταξη της μεταβλητής.



**Σχ. 10** Η επιλογή των σημείων αποκοπής για τη μεταβλητή X της μεθόδου Trait Recognition

Οι Kolari et al. (2002) αναπτύσσουν μια έξυπνη τεχνική EWS με βάση τη μέθοδο Logit και τη μέθοδο Trait Recognition για 50 μεγάλες τράπεζες των ΗΠΑ. Θεωρούν ότι το μοντέλο Trait Recognition υπερτερεί του μοντέλου Logit.

Οι Lanine και Vander Venet (2006) χρησιμοποιούν ένα μοντέλο Logit και μια προσέγγιση Trait Recognition για να προβλέψουν τις αποτυχίες μεταξύ των ρωσικών εμπορικών τραπεζών. Θεωρούν ότι το μοντέλο Trait Recognition υπερσχύει του μοντέλου Logit.

### **2.2.3 Data envelopment analysis (DEA)**

Η DEA είναι μια μέθοδος για τη μέτρηση της αποδοτικότητας των μονάδων λήψης αποφάσεων (DMUs) χρησιμοποιώντας τεχνικές γραμμικού προγραμματισμού (Boussofiane, Dyson, and Thanassoulis 1991). Η DEA επιτρέπει πολλαπλές εισόδους-εξόδους που πρέπει να εξεταστούν ταυτόχρονα, χωρίς καμία υπόθεση για την κατανομή των δεδομένων. Σε κάθε περίπτωση, η αποτελεσματικότητα μετράται με βάση την αναλογική μεταβολή στις εισροές ή εκροές. Ένα μοντέλο DEA μπορεί να υποδιαιεθεί σε ένα μοντέλο προσανατολισμένης εισόδου, το οποίο ελαχιστοποιεί τις εισροές, ενώ ικανοποιεί τουλάχιστον τα δεδομένα επίπεδα εξόδου, και ένα μοντέλο προσανατολισμένης εξόδου, το οποίο μεγιστοποιεί τις εξόδους χωρίς να απαιτείται τυχόν περισσότερες παρατηρούμενες τιμές εισόδου.

Οι Cielen et al. (2004) συγκρίνουν την απόδοση ενός μοντέλου DEA, ενός MSD, και ενός C5.0 για τη πρόβλεψη της πτώχευσης. Το μοντέλο MSD είναι ένας συνδυασμός του γραμμικού προγραμματισμού (LP) και της Διακριτικής ανάλυσης DA. Χρησιμοποιώντας στοιχεία από 366 τράπεζες του Βελγίου, καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η DEA είχε καλύτερες επιδόσεις έναντι των άλλων μοντέλων.

Ο Ankiran (2009) αναλύει την απόδοση κερδών των εμπορικών τραπεζών των Ηνωμένων Αραβικών Εμιράτων με την εφαρμογή ενός μοντέλου DEA και ενός DEA δικτύου (NDEA). Ο συγγραφέας αναφέρει ότι το μοντέλο DEA δεν παρέχει επαρκή στοιχεία για να προσδιορίσει τις συγκεκριμένες πηγές αναποτελεσματικότητας. Το μοντέλο NDEA δίνει αυτές τις διαγνωστικές πληροφορίες.

#### **2.2.4 Πολυκριτήριες μέθοδοι υποστήριξης αποφάσεων (MCDA)**

Οι Πολυκριτήριες μέθοδοι υποστήριξης αποφάσεων (MCDA) παρέχει διάφορες μεθοδολογίες, οι οποίες έχουν προσαρμοστεί καλά σε προβλήματα κατάταξης. Η μέθοδος UTADIS αποτελεί μια παραλλαγή της μεθόδου UTA, χρησιμοποιεί τεχνικές γραμμικού προγραμματισμού, προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα εσφαλμένης κατάταξης μεταξύ των προκαθορισμένων κατηγοριών στα προβλήματα κατάταξης (Zorounidis and Doumpos 1999).

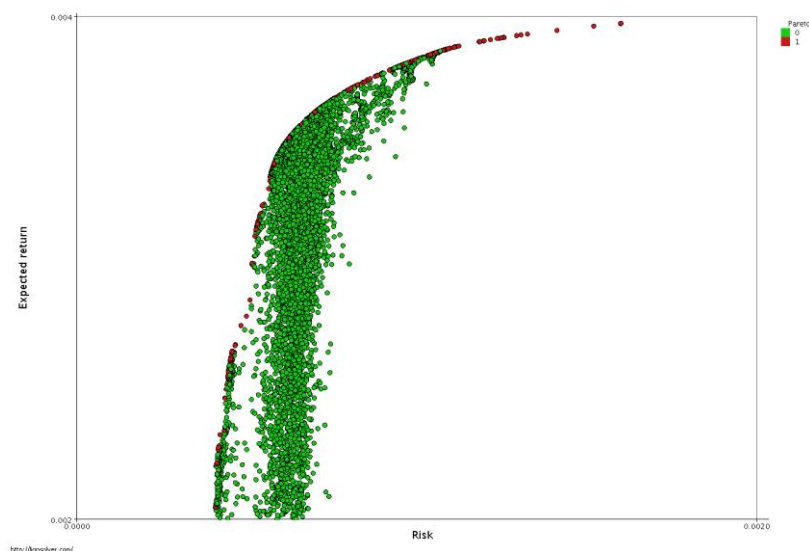
Η ανάπτυξη κάθε είδους μοντέλου, βασισμένου στην πολυκριτήρια ανάλυση, επιτυγχάνεται μέσω μιας αλληλεπιδραστικής και επαναληπτικής διαδικασίας, η οποία βασίζεται στη συνεργασία του ίδιου του αναλυτή απόφασης με τον ίδιο τον αποφασίζοντα. Στόχος είναι η ενσωμάτωση των προτιμήσεων του αποφασίζοντα στο μοντέλο.

Μία από αυτές τις τεχνικές είναι η μέθοδος UTADIS, η οποία προέρχεται από την αναλυτική-συνθετική προσέγγιση (preference disaggregation analysis). Το μοντέλο σύνθεσης των κριτηρίων που αναπτύσσεται είναι μια συνάρτηση χρησιμότητας η οποία συνήθως είναι προσθετικής μορφής. Η ανάπτυξη αυτής της συνάρτησης γίνεται χρησιμοποιώντας τεχνικές μονότονης παλινδρόμησης και γραμμικού προγραμματισμού. Πιο συγκεκριμένα, αρχικά χρησιμοποιείται ένα σύνολο αναφοράς (reference set) αποτελούμενο από εναλλακτικές ενέργειες, οι οποίες αξιολογούνται από τον αποφασίζοντα (ταξινομούνται σε ομάδες) ανάλογα με τις προτιμήσεις του, τις εμπειρίες του και την πολιτική που ακολουθεί. Οι εναλλακτικές ενέργειες που περιλαμβάνονται στο σύνολο αναφοράς μπορούν να είναι είτε ένα υποσύνολο των εναλλακτικών ενεργειών που εξετάζονται, είτε εναλλακτικές ενέργειες που ήδη έχουν αξιολογηθεί από τον αποφασίζοντα. Στη συνέχεια, έχοντας ως δεδομένη την αξιολόγηση (ταξινόμηση σε ομάδες) των εναλλακτικών ενεργειών του συνόλου αναφοράς από τον αποφασίζοντα χρησιμοποιούνται τεχνικές γραμμικού προγραμματισμού ώστε να γίνει η ανάπτυξη της προσθετικής συνάρτησης χρησιμότητας έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθούν οι διαφορές μεταξύ της ταξινόμησης του αποφασίζοντα και της ταξινόμησης που επιτυγχάνεται βάσει της προσθετικής συνάρτησης χρησιμότητας. Παρόμοια μεθοδολογία ακολουθείται και

σε περιπτώσεις όπου το εξεταζόμενο πρόβλημα απαιτεί την κατάταξη των εναλλακτικών ενεργειών από τις καλύτερες προς τις χειρότερες (Jacquet-Lagreve, 1995; Zorounidis and Doumpos, 1999).

Οι Zorounidis και Doumpos (1999) συγκρίνουν τη μέθοδο UTADIS με τη DA και τα πρότυπα στατιστικά μοντέλα Logit και Probit. Θεωρούν ότι η UTADIS υπερτερεί των DA και Logit.

Οι Zorounidis and Doumpos (2000b) σύγκριναν τη μέθοδο πολλαπλών ομάδων Ιεραρχική Διακριτική ανάλυση (M.H.DIS) με άλλες μεθόδους διακριτικής ανάλυσης, χρησιμοποιώντας δεδομένα από 143 χώρες. Βρήκαν ότι η μέθοδος M.H.DIS αποδίδει καλύτερα έναντι των άλλων μεθόδων.



**Σχ. 11** Γράφημα δύο κριτηρίων κατά την μεγιστοποίηση της απόδοσης και την ελαχιστοποίηση του κινδύνου

Οι Niemira και Saaty (2004) χρησιμοποιούν ένα μοντέλο πολλαπλών κριτηρίων λήψης αποφάσεων για να προβλέψουν την πιθανότητα μιας οικονομικής κρίσης που βασίζεται σε ένα πλαίσιο (ANP). Καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η ANP είναι πιο ευέλικτη και πιο ολοκληρωμένη τεχνική από τα παραδοσιακά μοντέλα, και είναι μια πολλά υποσχόμενη μέθοδος για την πρόβλεψη της πιθανότητας των οικονομικών κρίσεων.

Οι Gaganis et al. (2006) εφαρμόζουν ένα μοντέλο MCDA χρησιμοποιώντας τη μέθοδο UTADIS χρησιμοποιώντας δεδομένα από 894 τράπεζες σε 79 χώρες. Βρήκαν ότι η UTADIS επιτυγχάνει υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης από τη Διαχωριστική ανάλυση και τη λογιστική παλινδρόμηση.

Οι Pasiouras et al. (2007) συγκρίνουν τα μοντέλα MCDA, DA και Logit που χρησιμοποιούν δεδομένα από Ασιατικές τράπεζες και διαπίστωσαν ότι το μοντέλο MCDA είναι πιο αποτελεσματικό από όλα τα άλλα μοντέλα.

Οι Κοσμίδου και Zorounidis (2008) αναπτύσσουν ένα μοντέλο πρόβλεψης της πτώχευσης των τραπεζών που βασίζεται σε μια τεχνική πολυκριτηριακής απόφασης που ονομάζεται UTilites Additives DIScriminants (UTADIS). Συγκρίνουν τη UTADIS με άλλες παραδοσιακές τεχνικές πολυπαραγοντικής ανάλυσης δεδομένων με τη χρήση δεδομένων από τράπεζες των ΗΠΑ. Βρήκαν ότι η UTADIS αποδίδει καλύτερα.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 1) συνοψίζονται τα μοντέλα που έχουν εφαρμοστεί και έχουν αξιολογηθεί στην πρόβλεψη της πτώχευσης τραπεζών καθώς επίσης και τα μοντέλα που θεωρήθηκαν ότι αποδίδουν καλύτερα σε κάθε έρευνα.

**Πίνακας 1.** Σύγκριση μοντέλων

ΧΡΟΝΙΑ	ΣΥΓΓΡΑΦΕΙΣ	ΣΥΓΚΡΙΣΙΜΑ ΜΟΝΤΕΛΑ	ΚΥΡΙΑΡΧΟ ΜΟΝΤΕΛΟ
1985	West	Logit model μαζί με Factor analysis	Οι συνδυαστικοί μέθοδοι factor analysis και logit είναι χρήσιμοι όταν αξιολογούνται οι συνθήκες λειτουργίας των τραπεζών.
1992	Tam	BPNN (Back-Propagation Neural Networks), LDA, Logit and K- κοντινότερος γείτονας, ID3, feed forward NN	BPNN
1992	Tam and Kiang	Γραμμική Διακριτική ανάλυση (LDA), logit, K-Κοντινότερος γείτονας, Interactive Dichotomizer 3 (ID3), Feedforward NN and BPNN	NN
1997	Bell	Logit και BPNN	BPNN

1997	Olmegea and Fernandez	BPNN, Logit, multivariate adaptive splines (MARS), C4.5 and DA	BPNN
1999a	Zopounidis and Doumpos	UTADIS, DA, Logit και Probit στατιστικά μοντέλα	UTADIS
2000	Doumpos and Zopounidis	Μέθοδος Multi-Group Hierarchical Discrimination (M.H.DIS) και Πολλαπλή Διακριτική ανάλυση	M.H.DIS
2001	Swicegood and Clark	MDA, BPNN και ανθρώπινη κρίση (Κανονισμοί)	BPNN
2002	Kolari et al	Λογιστική Παλινδρόμηση (logit analysis) και trait recognition	Trait recognition
2004	Cielen et al	DEA, Minimized Sum of Deviations (MSD=LP+DA)	DEA
2004	Niemira and Saaty	μοντέλο πολλαπλών κριτηρίων λήψης αποφάσεων που βασίζεται σε ANP (Analytic Network Process) έναντι άλλων	ANP
2005	Canbas et al	Ολοκληρωμένο Σύστημα Έγκαιρης Προειδοποίησης (IEWs) που συνδυάζει MDA, Logit, Probit και Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών PCA	IEWs έχει καλύτερη προβλεπτική ικανότητα
2006	Gaganis et al	UTADIS, Διακριτική ανάλυση και Λογιστική Παλινδρόμηση	UTADIS
2006	Lanine and Vander Vennet	Logit και Trait Recognition	Trait Recognition
2007	Pasiouras et al	MCDA , DA και Logit	MCDA
2008	Boyacioglu et al	Νευρωνικά δίκτυα NN (4 διαφορετικές αρχιτεκτονικές=MLP, CL, SOM, LVQ), Support Vector Machine (SVM) και  Πολυμεταβλητά στατιστικά μοντέλα (Πολλαπλή Διακριτική ανάλυση, K-means ανάλυση διασποράς και Logit)	NN (MLP and LVQ)



2008a	Davis and Karim	Λογιστική Παλινδρόμηση (Logit) και EWS μέθοδοι	Λογιστική Παλινδρόμηση
2008b	Davis and Karim	EWS: Logit και Δέντρα ταξινόμησης	Λογιστική Παλινδρόμηση
2008	Kosmidou and Zorounidis	UTADIS Έναντι άλλων πολυπαραγοντικών τεχνικών ανάλυσης δεδομένων	UTADIS
2008	Ravi and Pramodh	Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών Νευρωνικά Δίκτυα (PCNN)	PCNN υπερσχύουν άλλων μοντέλων της βιβλιογραφίας
2009	Avkiran	DEA και network DEA (NDEA)	Network DEA
2010	Philippe du Jardin	Discriminant analysis, logistic regression και multi-layer perceptron neural network	NN
2013	Lee and Choi	MDA and NN	NN
2015	Iturriaga and Sanz	NN and traditional models	NN

### **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ**

Οι αριθμοδείκτες είναι ένα σχετικό μέγεθος δύο επιλεγμένων αριθμητικών τιμών που λαμβάνονται από τις οικονομικές καταστάσεις μιας επιχείρησης - τράπεζας. Ειδικότερα, οι αριθμοδείκτες είναι μια μαθηματική σχέση όπου ο αριθμητής εκφράζει το μέγεθος το οποίο είναι το αντικείμενο της σύγκρισης, ενώ ο παρονομαστής εκφράζει τη βάση σύγκρισης.

Μία ευρέως γνωστή μεθοδολογία ταξινόμησης των τραπεζών είναι η μεθοδολογία CAMELS. (Thomson, 1991; Cole and Gunther, 1998; Pearsons 1999). Η μεθοδολογία CAMELS εφαρμόστηκε αρχικώς στη Β. Αμερική με σκοπό την αξιολόγηση των Αμερικανικών εμπορικών τραπεζών και μέχρι σήμερα αποτελεί το βασικότερο εργαλείο αξιολόγησης για την κατάταξη των περίπου 8.500 τραπεζών στις Η.Π.Α. Οι αριθμοδείκτες CAMELS υπολογίζονται ως εξής:

1. CAPITAL Δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας – CAR
2. ASSET QUALITY Δείκτης ποιότητας ενεργητικού - ( Δάνεια σε καθυστέρηση > 90 ημερών – προβλέψεις ) / Δάνεια
3. MANAGEMENT Δείκτης Πιοότητας διοίκησης - Έξοδα διοίκησης / Πωλήσεις
4. EARNINGS Δείκτης Κερδοφορίας
5. LIQUIDITY Δείκτης ρευστότητας - Κυκλοφορούν ενεργητικό / Μ.Ο. Ενεργητικού
6. SENSITIVITY to market risk Δείκτης ευαισθησίας στον κίνδυνο της αγοράς - Σύνολο αξιογράφων / Μ.Ο. Ενεργητικού

Παρακάτω αναλύονται οι 30 αριθμοδείκτες που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία.

#### **3.1 ΔΕΙΚΤΗΣ ΚΕΦΑΛΑΙΑΚΗΣ ΕΠΑΡΚΕΙΑΣ**

##### **Tier 1 Ratio**

Ο παραπάνω δείκτης φανερώνει τα χρήματα που έχει μία τράπεζα στα ταμεία της ώστε να υποστηρίξει όλους τους κινδύνους που προκύπτουν όπως δανεισμό,

εμπορία και ούτω καθεξής. Αποτελεί το μέτρο της οικονομικής ευρωστίας μιας τράπεζας.

Τιμή T1R	Κατάταξη Τραπεζών –Κεφαλαιακή Επάρκεια
> 6%	Καλές
4% - 6%	Επαρκείς
3% - 4%	Μη επαρκείς
< 4%	Καθόλου επαρκείς

### **Total Capital Ratio**

Ο δείκτης **κεφαλαιακής επάρκειας** είναι ένα μέτρο του κεφαλαίου μιας τράπεζας. Εκφράζεται ως ποσοστό των πιστωτικών ανοιγμάτων με στάθμιση κινδύνου της τράπεζας. Ο δείκτης κεφαλαιακής επάρκειας είναι ο λόγος που καθορίζει την ικανότητα της τράπεζας να εκπληρώσει τις χρονικές υποχρεώσεις και τυχών κινδύνους όπως πιστωτικό κίνδυνο, το λειτουργικό κίνδυνο. Ο δείκτης αυτός χρησιμοποιείται για την προστασία των καταθετών και για να προωθήσει τη σταθερότητα και την αποτελεσματικότητα των χρηματοπιστωτικών συστημάτων σε όλο τον κόσμο.

### **Shareholders funds**

Τα **Κεφάλαια Μετόχων** είναι η αξία του ισολογισμού των μετόχων μιας τράπεζας. Δηλαδή είναι όλα τα στοιχεία ενεργητικού μείον όλες οι υποχρεώσεις.

Άλλοι δύο δείκτες κεφαλαιακής επάρκειας είναι:

### **Impaired loans / Equity**

Απομειωμένα δάνεια / Ίδια Κεφάλαια

### **Unreserved impaired loans / Equity**

Μη εξυπηρετούμενα δάνεια / Ίδια Κεφάλαια

### 3.2 ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟΥ

#### **Loan Loss Res. / Gross Loans**

Αποθεματικά για επισφαλή δάνεια ως ποσοστό των δανείων πριν αποθεματικών. Ο δείκτης αυτός καθορίζει την ποιότητα των δανείων της τράπεζας. Όσο υψηλότερη είναι η αναλογία, τόσο πιο προβληματικά είναι τα δάνεια και το αντίστροφο.

#### **Loan Loss Prov. / Net Int. Rev.**

Αυτός ο δείκτης δείχνει τη σχέση μεταξύ των διατάξεων του λογαριασμού κερδών και ζημιών και το εισόδημα από τόκους το ίδιο χρονικό διάστημα. Ιδανικά αυτή η αναλογία θα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν χαμηλότερη.

#### **Loan Loss Res / Non Perf. Loans**

Ο παραπάνω λόγος αφορά την απώλεια αποθεματικών δανείων για μη εξυπηρετούμενα ή απομειωμένα δάνεια. Όσο υψηλότερη είναι η αναλογία αυτή τόσο πιο υψηλή είναι η ποιότητα του ενεργητικού.

#### **Non Perf. (Impaired) Loans / Gross Loans**

Ο δείκτης αυτός αποτελεί ένα μέτρο του ποσού των συνολικών δανείων τα οποία είναι αμφίβολα. Όσο χαμηλότερο είναι το ποσοστό αυτό τόσο καλύτερη είναι η ποιότητα του ενεργητικού.

#### **NCO / Average Gross Loans:**

Αποτελεί το ποσοστό των σημερινών δανείων που έχουν τελικά διαγραφεί. Μετριέται ως ποσοστό επί των μεικτών χορηγήσεων. Όσο πιο μικρό είναι το ποσοστό αυτό τόσο το καλύτερο για την πολιτική της τράπεζας.

#### **NCO / Net Inc Bef Ln Lss Prov:**

Ο δείκτης αυτός είναι παρόμοιος με τον προηγούμενο, με τη διαφορά ότι αναφέρεται στο εισόδημα που παράγεται ανά έτος.

Τέλος άλλος ένας δείκτης ποιότητας ενεργητικού είναι:

#### **Loan impairment charges/ Average gross loans**

Απομείωση δανείων / μέσα ακαθάριστα δάνεια

### **3.3 ΔΕΙΚΤΗΣ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΙΚΗΣ ΔΙΑΡΘΡΩΣΗΣ**

#### **Total assets**

Ο δείκτης αυτός αποτελεί το **σύνολο του ενεργητικού** δηλαδή τα περιουσιακά στοιχεία όπως το τελικό ποσό του συνόλου των ακαθάριστων επενδύσεων, τα ταμειακά διαθέσιμα και ισοδύναμα, τις απαιτήσεις και άλλα περιουσιακά στοιχεία όπως παρουσιάζονται στον ισολογισμό.

### **3.4 ΔΕΙΚΤΕΣ ΚΕΡΔΟΦΟΡΙΑΣ**

#### **Δείκτης Αποδοτικότητας Ενεργητικού (Return on Assets - ROA)**

$$ROA = \frac{\text{Καθαρά κέρδη μετά φόρων}}{\text{Ενεργητικό}} \times 100$$

Από τον ορισμό του δείκτη βλέπουμε ότι μας παρέχει πληροφορίες σχετικά με το πόσο αποτελεσματικό είναι το μάνατζμεντ της επιχείρησης, ώστε να αξιοποιεί τα στοιχεία του ενεργητικού με κατάλληλο τρόπο ώστε να παράγουν έσοδα. Σύμφωνα με την ταξινόμηση του Golin (2001), οι Τράπεζες κατατάσσονται ως ακολούθως ανάλογα με τις τιμές του ROA:

<b>Τιμή ROA</b>	<b>Κατάταξη Τραπεζών</b>
< 0,5	Αδύναμες
0,5% - 1,0%	Μέτριες
1,0% - 2,0%	Καλές
> 2,0%	Πολύ καλές
> 2,5%	Λειτουργία «Καρτέλ», είτε υψηλός

### Δείκτης Αποδοτικότητας Ιδίων Κεφαλαίων (Return on Equity - ROE)

$$ROE = \frac{\text{Καθαρά κέρδη μετά φόρων}}{\text{Ίδια Κεφάλαια}} \times 100$$

Ο δείκτης αυτός συσχετίζει τα Καθαρά Κέρδη ως ποσοστό των Ιδίων Κεφαλαίων που έχουν επενδυθεί στην Τράπεζα. Τα Ίδια Κεφάλαια, είναι ουσιαστικά το ποσό που έχουν επενδύσει οι μέτοχοί της και αντιπροσωπεύουν την πρώτη πίστωση της επιχείρησης για την εκκίνηση της λειτουργίας της. Ωστόσο, ο ROE είναι κάτι περισσότερο από ένα μέτρο του κέρδους, είναι ένα μέτρο της αποδοτικότητας. Ένας αυξανόμενος ROE δείχνει ότι μια εταιρεία/τράπεζα αυξάνει την ικανότητά της να παράγει κέρδη χωρίς να χρειάζεται τόσα κεφάλαια. Επίσης δείχνει πόσο αποτελεσματικό είναι το μάνατζμεντ της επιχείρησης, στο να αναπτύσσει τα κεφάλαια των μετόχων. Μερικές βιομηχανίες τείνουν να έχουν υψηλότερη απόδοση ιδίων κεφαλαίων σε σχέση με άλλες. Ως εκ τούτου, οι συγκρίσεις των αποδόσεων των ιδίων κεφαλαίων είναι γενικά πιο σημαντικές ανάμεσα στις εταιρείες του ιδίου κλάδου, καθώς και ο ορισμός του «υψηλός» ή «χαμηλός» λόγος αποδοτικότητας πρέπει να γίνουν μέσα στο ίδιο πλαίσιο.

### Earnings (P/L) before tax

Ο δείκτης αυτός υπολογίζει το κέρδος ή τη ζημία για ένα χρονικό διάστημα, συνήθως ένα μήνα ή ένα έτος. Δείχνει αν η επιχείρηση/τράπεζα παράγει μετρητά και κερδίζει ή χάνει χρήματα.

### 3.5 ΔΕΙΚΤΕΣ ΡΕΥΣΤΟΤΗΤΑΣ

#### **Net Loans / Total assets**

Καθαρά Δάνεια / Σύνολο Ενεργητικού: Αυτή η αναλογία ρευστότητας υποδεικνύει ποιο είναι το ποσοστό των περιουσιακών στοιχείων της τράπεζας που είναι δεσμευμένα σε δάνεια. Όσο μεγαλύτερη είναι η αναλογία αυτή τόσο μικρότερη ρευστότητα θα έχει μια τράπεζα.

#### **Net Loans / Dep. & ST Funding**

Αυτός ο δείκτης δανείων προς καταθέσεις είναι ένα μέτρο της ρευστότητας στις τράπεζες. Όσο πιο υψηλό το ποσοστό του τόσο χαμηλότερη είναι η ρευστότητα.

#### **Net Loans / Tot. Dep. & Bor.**

Αυτός ο δείκτης είναι παρόμοιος με τον παραπάνω με διαφορά ότι έχει στον παρονομαστή του καταθέσεις και δάνεια, με εξαίρεση των κεφαλαιακών μέσων.

#### **Liquid Assets / Deposits & Sort Term Funding**

Ρευστά διαθέσιμα προς καταθέσεις και βραχυπρόθεσμες χρηματοδοτήσεις: Τα Ρευστά διαθέσιμα περιλαμβάνουν τα μετρητά, τα δάνεια κ.α. Οι καταθέσεις και οι βραχυπρόθεσμες χρηματοδοτήσεις περιλαμβάνουν το σύνολο των καταθέσεων των πελατών και τα δάνεια σύντομης διάρκειας.

#### **Liquid Assets / Tot. Dep. & Bor.**

Ο δείκτης αυτός είναι παρόμοιος με τον παραπάνω, αλλά εξετάζει την ποσότητα των περιουσιακών στοιχείων διαθέσιμων προς το δανειολήπτη, καθώς και τους καταθέτες.

#### **Deposits & short term funding**

Ο δείκτης **Καταθέσεις & βραχυπρόθεσμη χρηματοδότηση** αναφέρεται στη χρήση μιας τράπεζας των βραχυπρόθεσμων καταθέσεων από άλλους φορείς χρηματοπιστωτικής διαμεσολάβησης-όπως τα συνταξιοδοτικά ταμεία και τα αμοιβαία κεφάλαια. Χρησιμοποιούν τις βραχυπρόθεσμες καταθέσεις για να

επενδύσουν σε πιο μακροπρόθεσμα περιουσιακά στοιχεία, όπως τα δάνεια προς τις επιχειρήσεις.

### **3.6 ΔΕΙΚΤΕΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΚΟΤΗΤΑΣ/ΑΠΟΔΟΤΙΚΟΤΗΤΑΣ**

#### **Net Interest Margin**

Το **καθαρό επιτοκιακό περιθώριο** είναι ένα μέτρο της διαφοράς μεταξύ του κέρδους των εσόδων που προκύπτουν από τις τράπεζες ή άλλα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα και το ποσό των τόκων που καταβάλλονται στους δανειστές τους (για παράδειγμα, καταθέσεις), σε σχέση με το ποσό των (τοκοφόρων) περιουσιακών στοιχείων. Είναι παρόμοιο με το μικτό περιθώριο κέρδους των μη χρηματοοικονομικών εταιρειών.

#### **Net Int. Rev. / Avg Assets**

Ο δείκτης Καθαρά έσοδα από τόκους προς μέσο ενεργητικό έχει αντίκτυπο στην κερδοφορία και τη βιοποριστική ικανότητα της τράπεζας, δεδομένου ότι πρέπει να είναι αρκετά υψηλός για να καλύψει τις προβλέψεις για επισφαλείς απαιτήσεις, απώλειες ασφάλειας, προκειμένου να είναι η τράπεζα επικερδής και να επιτύχει το μέγιστο κέρδος.

#### **Non Int. Exp. / Avg Assets**

Είναι τα γενικά έξοδα συν τις διατάξεις που δίνουν ένα μέτρο του κόστους των τραπεζικών αποδόσεων σε σχέση με τα περιουσιακά στοιχεία που επενδύονται.

#### **Return on Avg Assets (ROAA)**

Ο **ROAA** είναι ένας δείκτης που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας των στοιχείων του ενεργητικού μιας τράπεζας, και χρησιμοποιείται πιο συχνά ως μέσο για τη μέτρηση της χρηματοοικονομικής επίδοσης. Ο ROAA υπολογίζεται διαιρώντας τα καθαρά έσοδα με το μέσο συνολικό ενεργητικό. Η τελική αναλογία εκφράζεται ως ποσοστό του συνολικού μέσου ενεργητικού.



### **Return on Avg Equity (ROAE)**

Η απόδοση των μέσων ιδίων κεφαλαίων (ROAE) αναφέρεται στην απόδοση μιας τράπεζας σε ένα οικονομικό έτος. Αποτελεί ένα μέτρο της απόδοσης των μέσων ιδίων κεφαλαίων και μπορεί να δώσει μια πιο ακριβή απεικόνιση της εταιρικής κερδοφορίας μιας τράπεζας, ιδίως σε περιπτώσεις όπου η αξία των ιδίων κεφαλαίων έχει αλλάξει σημαντικά κατά τη διάρκεια ενός οικονομικού έτους. Σε περιπτώσεις όπου τα ίδια κεφάλαια των μετόχων δεν αλλάζουν ή αλλάζουν πολύ λίγο κατά τη διάρκεια ενός οικονομικού έτους, οι αριθμοί ROE και ROAE πρέπει να είναι ίδιοι, ή τουλάχιστον παρόμοιοι.

### **Cost to Income Ratio**

Ο παραπάνω δείκτης μετρά τα λειτουργικά έξοδα ως ποσοστό των λειτουργικών εσόδων. Χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της αποδοτικότητας και της παραγωγικότητας των τραπεζών. Χαμηλές αναλογίες δείχνουν γενικά υψηλότερη απόδοση. Μια σειρά από παράγοντες μπορούν να επηρεάσουν την αναλογία, μεταξύ των οποίων το οικονομικό και χρηματοπιστωτικό περιβάλλον και το μέγεθος μιας τράπεζας.

## **3.7 ΔΕΙΚΤΕΣ ΦΕΡΕΓΓΥΟΤΗΤΑΣ**

### **Solvency ratio**

Αυτός ο **δείκτης φερεγγυότητας** χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της ικανότητας μιας επιχείρησης/τράπεζας να ανταποκριθεί στα χρέη της και σε άλλες υποχρεώσεις. Ο δείκτης φερεγγυότητας δείχνει αν οι ταμειακές ροές της εταιρείας είναι επαρκείς για την κάλυψη των βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων υποχρεώσεών της. Όσο χαμηλότερος είναι ο δείκτης φερεγγυότητας μιας τράπεζας, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα να αθετήσει τις υποχρεώσεις των χρεών της.

### **Interest income/ Average earning assets**

Αποτελεί ένα χρηματοοικονομικό δείκτη φερεγγυότητας που συγκρίνει τα έσοδα από τόκους ενός χρηματοπιστωτικού ιδρύματος/τράπεζας για την απόκτηση του ενεργητικού.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΡΑΚΤΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ

Στο κεφάλαιο αυτό πραγματοποιείται η πρακτική εφαρμογή μοντέλων πρόβλεψης χρησιμοποιώντας ένα δείγμα αμερικανικών τραπεζών για την περίοδο 2003-2014. Το δείγμα αποτελείται από 8200 τράπεζες, συμπεριλαμβανομένων 330 που έχουν πτωχεύσει κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου. Γίνεται χρήση 30 αριθμοδεικτών των αμερικανικών τραπεζών και εφαρμόζονται οι μέθοδοι Ανάλυση Παραγόντων και Λογιστική παλινδρόμηση αφού πρώτα γίνεται η σωστή προετοιμασία του δείγματος αφαιρώντας τις ελλειπίες και ακραίες τιμές και η επιλογή των καταλληλότερων αριθμοδεικτών ως προς τη στατιστική σημαντικότητα. Επίσης χρησιμοποιήθηκε το πρώτο έτος πριν την πτώχευση (έτος -1) για το δείγμα, ώστε να πραγματοποιηθεί η ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης της πτώχευσης.

### 4.1 Προετοιμασία δείγματος (Ακραίες – Ελλειπίες τιμές)

Αρχικά πραγματοποιείται ο εντοπισμός των ακραίων τιμών (outliers) με την βοήθεια του Grubbs' test και στη συνέχεια η αφαίρεσή τους από το δείγμα. Ως ακραίες τιμές (outliers) χαρακτηρίζονται οι τιμές, οι οποίες πρέπει να απαλειφθούν από την στατιστική μεθοδολογία για να μην επηρεάσουν τη μέτρηση της τιμής στόχου. Οι ακραίες τιμές μπορεί να είναι μεμονωμένες μετρήσεις ή ακόμα σύνολα μετρήσεων.

Το κριτήριο Grubb ελέγχει αν οι μέσες τιμές είναι «ακραία» υψηλές ή χαμηλές σε σχέση με τις τιμές των υπολοίπων. Αντιστοιχεί στον κριτήριο  $h$  του Mandel. Για τον έλεγχο της μεγαλύτερης ακραίας τιμής εφαρμόζεται ο παρακάτω τύπος:

$$G = \frac{x_{max} - \bar{x}}{s}$$

με  $x_{max}$  την ακραία τιμή,  $\bar{x}$  η μέση τιμή και  $s$  η τυπική απόκλιση.

Κατά την εφαρμογή του κριτηρίου Grubb, αν μία μέση τιμή αποδειχθεί ως «ακραία» τότε αυτή απαλείφεται και ελέγχουμε με το κριτήριο Grubb την αμέσως επόμενη. Ελέγχουμε δηλαδή διαδοχικά τη μία μετά την άλλη υψηλή (ή χαμηλή τιμή) προκειμένου να φτάσουμε σε μία τιμή η οποία δεν χρειάζεται να απαλειφθεί οπότε και ο έλεγχος του κριτηρίου Grubb σταματάει. Επίσης αφαιρούνται όλες οι ελλειπίες τιμές.

## 4.2 Αριθμοδείκτες

Το αρχικό δείγμα των αριθμοδεικτών αποτελείται, από 30 αριθμοδείκτες οι οποίοι αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο:

- Δ1. P/L before tax
- Δ2. Total assets
- Δ3. Shareholders funds
- Δ4. ROE using P/L before tax
- Δ5. Solvency ratio (Asset based)
- Δ6. Deposits & short term funding
- Δ7. Total Capital Ratio
- Δ8. Net Interest Margin
- Δ9. ROA using P/L before tax
- Δ10. Cost to Income Ratio
- Δ11. Loan Loss Res. / Gross Loans
- Δ12. Loan Loss Prov. / Net Int. Rev.
- Δ13. Loan Loss Res. / Non Perf. Loans
- Δ14. Non Perf. Loans / Gross Loans
- Δ15. NCO / Average Gross Loan
- Δ16. NCO / Net Inc. bef. Ln Lss Prov.
- Δ17. Impaired loans / Equity
- Δ18. Unreserved impaired loans / Equity
- Δ19. Loan impairment charges/ Average gross loans
- Δ20. Tier 1 Ratio
- Δ21. Net Int. Rev. / Avg Assets
- Δ22. Interest income/ Average earning assets
- Δ23. Non Int. Exp. / Avg Assets
- Δ24. Return on Avg Assets (ROAA)
- Δ25. Return on Avg Equity (ROAE)
- Δ26. Net Loans / Total assets
- Δ27. Net Loans / Dep. & ST Funding
- Δ28. Net Loans / Tot. Dep. & Bor.
- Δ29. Liquid Assets / Dep. & ST Funding
- Δ30. Liquid Assets / Tot. Dep. & Bor.

Η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση των 30 δεικτών παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα περιγραφικής στατιστικής:

**Πίνακας 2.** Μέση τιμή και τυπική απόκλιση αριθμοδεικτών

ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ	ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ	ΤΥΠΙΚΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ
Δ1. P/L before tax	3.345	0.7783
Δ2. Total assets	5.341	0.675
Δ3. Shareholders funds	4.366	0.6568
Δ4. ROE using P/L before tax	5.26	0.6719
Δ5. Solvency ratio (Asset based)	11.935	9.5926
Δ6. Deposits & short term funding	5.26	0.6719
Δ7. Total Capital Ratio	20.881	33.1677
Δ8. Net Interest Margin	3.987	1.6984
Δ9. ROA using P/L before tax	0.949	2.7435
Δ10. Cost to Income Ratio	72.19	30.942
Δ11. Loan Loss Res. / Gross Loans	1.562	1.1369
Δ12. Loan Loss Prov. / Net Int. Rev.	11.562	24.1544
Δ13. Loan Loss Res. / Non Perf. Loans	155.368	178.1613
Δ14. Non Perf. Loans / Gross Loans	2.171	3.3532
Δ15. NCO / Average Gross Loan	0.505	0.9926
Δ16. NCO / Net Inc. bef. Ln Lss Prov.	21.145	82.4853
Δ17. Impaired loans / Equity	16.132	39.6248
Δ18. Unreserved impaired loans / Equity	6.141	34.0263
Δ19. Loan impairment charges/ Average gross loans	0.588	1.7572
Δ20. Tier 1 Ratio	19.234	30.4734
Δ21. Net Int. Rev. / Avg Assets	3.52	1.07

Δ22. Interest income/ Average earning assets	5.661	2.1264
Δ23. Non Int. Exp. / Avg Assets	4.354	9.8778
Δ24. Return on Avg Assets (ROAA)	0.874	3.0814
Δ25. Return on Avg Equity (ROAE)	6.819	17.1887
Δ26. Net Loans / Total assets	62.333	17.059
Δ27. Net Loans / Dep. & ST Funding	74.736	22.7749
Δ28. Net Loans / Tot. Dep. & Bor.	71.438	19.8326
Δ29. Liquid Assets / Dep. & ST Funding	12.08	22.041
Δ30. Liquid Assets / Tot. Dep. & Bor.	11.528	18.9897

### 4.3 T-test και Mann Whitney U test

Προκειμένου να κατασκευαστεί το τελικό υπόδειγμα των αριθμοδεικτών, πραγματοποιείται παραμετρικός έλεγχος T-test ισότητας των μέσων τιμών των δύο ανεξάρτητων δειγμάτων (υγιείς (0) και πτωχευμένες (1)) και μη παραμετρικός Mann Whitney U για την εύρεση των πιο στατιστικά σημαντικών μεταβλητών.

Το T-test για ανεξάρτητα δείγματα δίνει την δυνατότητα στον χρήστη να εξετάσει αν υπάρχουν διαφορές στους μέσους ανά επίπεδο μια κατηγορικής μεταβλητής. Το T-test αποτελεί γενίκευση του One Sample T-test. Στο One Sample T-test είναι γνωστό το μέτρο σύγκρισης ενώ τώρα έχουμε να κάνουμε με σύγκριση των διακυμάνσεων των μέσων των δύο ανεξάρτητων δειγμάτων. Το τυπικό σφάλμα του μέσου πλέον υπολογίζεται από την διακύμανση και το μέγεθος του δείγματος από τα δύο ανεξάρτητα δείγματα.

Η λογική είναι ακριβώς η ίδια με το One Sample T-test, μόνο που τώρα έχουμε να εκτιμήσουμε και το τυπικό σφάλμα της διαφοράς των μέσων και βασιζόμαστε στις διακυμάνσεις και το μέγεθος και των δύο ανεξάρτητων δειγμάτων, με την προϋπόθεση ότι θα πρέπει να ισχύει κανονικότητα και για τις δύο ομάδες.

Τα αποτελέσματα του T-test φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

**Πίνακας 3.** Αποτελέσματα t test

T-test Ισότητας μέσω ανεξάρτητων δειγμάτων	T	p-value
Δ1.P/L before tax	-0.1	0.91
Δ2.Total assets	-4.1	0.00
Δ3.Shareholders funds	2.43	0.01
Δ4.ROE using P/L before tax	16.8	0.00
Δ5.Solvency ratio (Asset based)	20.6	0.00
Δ6.Deposits & short term funding	0.48	0.62
Δ7.Total Capital Ratio	21.3	0.00
Δ8.Net Interest Margin	6.5	0.00
Δ9.ROA using P/L before tax	20.5	0.00
Δ10.Cost to Income Ratio	-4.6	0.00
Δ11.Loan Loss Res. / Gross Loans	-12.4	0.00
Δ12.Loan Loss Prov. / Net Int. Rev.	-15.8	0.00
Δ13.Loan Loss Res. / Non Perf. Loans	26.9	0.00
Δ14.Non Perf. Loans / Gross Loans	-19.1	0.00
Δ15.NCO / Average Gross Loan	-15.8	0.00
Δ16.NCO / Net Inc. bef. Ln Lss Prov.	1.12	0.26
Δ17.Impaired loans / Equity	-14.8	0.00
Δ18.Unreserved impaired loans / Equity	-13.6	0.00

Δ19.Loan impairment charges/ Average gross loans	-15.4	0.00
Δ20.Tier 1 Ratio	20.8	0.00
Δ21.Net Int. Rev. / Avg Assets	9.7	0.00
Δ22.Interest income/ Average earning assets	-3.0	0.00
Δ23.Non Int. Exp. / Avg Assets	-3.3	0.00
Δ24.Return on Avg Assets (ROAA)	21.3	0.00
Δ25.Return on Avg Equity (ROAE)	14.4	0.00
Δ26.Net Loans / Total assets	-12.8	0.00
Δ27.Net Loans / Dep. & ST Funding	-6.8	0.00
Δ28.Net Loans / Tot. Dep. & Bor.	-6.6	0.00
Δ29.Liquid Assets / Dep. & ST Funding	0.78	0.43
Δ30.Liquid Assets / Tot. Dep. & Bor.	0.93	0.35

Το Mann Whitney U τεστ χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της μηδενικής υπόθεσης κατά την οποία οι δύο πληθυσμοί έχουν ίδιες συναρτήσεις κατανομής έναντι της εναλλακτικής υπόθεσης κατά την οποία οι δύο συναρτήσεις κατανομής διαφέρουν μόνο ως προς την διάμεσο (median), αν όχι καθόλου. Δεν απαιτεί την προϋπόθεση οι διαφορές ανάμεσα στα δύο δείγματα να είναι ομαλά κατανεμημένες. Το τεστ χρησιμοποιείται εις αντικατάσταση των δύο δειγματικών t-τεστ όπου η υπόθεση ομαλότητας είναι αμφίβολη.

Σύμφωνα με το Mann Whitney U τεστ οι αριθμοδείκτες που δεν ήταν στατιστικά σημαντικοί και αφαιρούνται από την ανάλυση είναι:



**Πίνακας 4.** Αποτελέσματα Mann Whitney U τεστ

ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ	p-value
Δ1.P/L before tax	0.839
Δ16.NCO / Net Inc. bef. Ln Lss Prov.	0.201
Δ29.Liquid Assets / Dep. & ST Funding	0.159
Δ30.Liquid Assets / Tot. Dep. & Bor.	0.408

#### **4.4 Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principal Components Analysis)**

Για την ομαδοποίηση των δεικτών και για να είναι δυνατή η σύνοψη των σχέσεων ανάμεσα στον αριθμό των μεταβλητών/δεικτών εφαρμόζεται η μέθοδος «Ανάλυση παραγόντων» (Factor Analysis). Τα δεδομένα της έρευνας αφού αναλύονται, περιστρέφονται με το σύστημα Varimax. Έχοντας ως στόχο την εξαγωγή της μέγιστης διακύμανσης από τους λιγότερους δυνατούς παράγοντες, το μαθηματικό υπόδειγμα που χρησιμοποιήθηκε είναι η ανάλυση σε κύριες συνιστώσες (Principal Component analysis).

Με τη χρήση της στατιστικής συνάρτησης Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) ελέγχεται η καταλληλότητα των δεδομένων. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται παρακάτω. Επειδή η τιμή του KMO είναι  $0.667 > 0,5$  σημαίνει ότι οι μεταβλητές μας είναι κατάλληλες για ανάλυση παραγόντων.

**Πίνακας 5.** KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy	0.652
Sig.	0.000

Οι σημαντικοί παράγοντες που έχουν ιδιοτιμή πάνω από 1 (Guttman – Kaiser) είναι

9. Αναφορικά με το ποσοστό διακύμανσης του κάθε παράγοντα:

**Πίνακας 6.** Ποσοστό διακύμανσης των παραγόντων

ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ	ΠΟΣΟΣΤΑ ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗΣ %
1	9,859
2	6,447
3	5,514
4	5,029
5	4,788
6	4,382
7	4,271
8	4,245
9	4,179
<b>ΣΥΝΟΛΟ</b>	<b>48.713</b>

Τέλος, θα εξετάσουμε τις συσχετίσεις των μεταβλητών – αριθμοδεικτών με τους παράγοντες, δηλαδή τα factor loadings. Από τον πίνακα Rotated Component Matrix μπορούμε να κατατάξουμε τους δείκτες στους 9 παράγοντες που προέκυψαν.

**Πίνακας 7.** Πίνακας Rotated Component Matrix

ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ	Component								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Δ18.Unreserved impaired loans / Equity	0.66								
Δ17.Impaired loans / Equity	0.64								

Δ24.Return on Avg Assets (ROAA)		0.88							
Δ23.Non Int. Exp. / Avg Assets		0.73							
Δ25.Return on Avg Equity (ROAE)		0.55							
Δ2. Total assets		0.03							
Δ28.Net Loans / Tot. Dep. & Bor.			0.63						
Δ27.Net Loans / Dep. & ST Funding			0.63						
Δ26.Net Loans / Total assets			0.49						
Δ22.Interest income/ Average earning assets			0.39						
Δ19.Loan impairment charges/ Average gross loans				0.72					
Δ15.NCO / Average Gross Loan				0.65					
Δ12.Loan Loss Prov. / Net Int. Rev.				0.47					
Δ5.Solvency ratio (Asset based)					0.77				
Δ10.Cost to Income Ratio					-0.7				
Δ8.Net Interest Margin						0.77			
Δ9.ROA using P/L before tax						0.73			
Δ14.Non Perf. Loans / Gross Loans							0.44		
Δ11.Loan Loss Res. / Gross Loans							0.41		
Δ7.Total Capital Ratio							0.2		
Δ4.ROE using P/L before tax							0.11		
Δ21.Net Int. Rev. / Avg Assets								0.68	
Δ13.Loan Loss Res. / Non Perf. Loans								0.12	
Δ20.Tier 1 Ratio									0.94

Οπότε η κατάταξη έχει ως εξής:

#### **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 1-ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟΥ**

Δ18.Unreserved impaired loans / Equity

Δ17.Impaired loans / Equity

## **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 2-ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΚΟΤΗΤΑΣ**

Δ24.Return on Avg Assets (ROAA)

Δ23.Non Int. Exp. / Avg Assets

Δ25.Return on Avg Equity (ROAE)

## **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 3-ΡΕΥΣΤΟΤΗΤΑΣ**

Δ28.Net Loans / Tot. Dep. & Bor.

Δ27.Net Loans / Dep. & ST Funding

Δ26.Net Loans / Total assets

Δ22.Interest income/ Average earning assets

## **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 4-ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟΥ**

Δ19.Loan impairment charges/ Average gross loans

Δ15.NCO / Average Gross Loan

Δ12.Loan Loss Prov. / Net Int. Rev.

Δ2. Total assets

## **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 5-ΦΕΡΕΓΓΥΟΤΗΤΑΣ**

Δ5.Solvency ratio (Asset based)

Δ10.Cost to Income Ratio

## **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 6 - ΚΕΡΔΟΦΟΡΙΑΣ**

Δ8.Net Interest Margin

Δ9.ROA using P/L before tax

## **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 7-ΚΕΡΔΟΦΟΡΙΑΣ**

Δ14.Non Perf. Loans / Gross Loans

Δ11.Loan Loss Res. / Gross Loans

Δ7.Total Capital Ratio

Δ4.ROE using P/L before tax

#### **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 8-ΚΕΦΑΛΙΑΚΗ ΕΠΑΡΚΕΙΑ**

Δ21.Net Int. Rev. / Avg Assets

Δ13.Loan Loss Res. / Non Perf. Loans

#### **ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ 9-ΚΕΦΑΛΑΙΟ**

Δ20.Tier 1 Ratio

Η ονοματολογία των παραγοντών επιλέχτηκε σύμφωνα με τους δείκτες που προέκυψαν σε κάθε παράγοντα.

Όπως παρατηρείται από την κατάταξη των παραγόντων σύμφωνα με την Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών οι 4 παράγοντες συμπίπτουν με τα κριτήρια CAMELS.

Οι δείκτες που επιλέχτηκαν τελικά από κάθε παράγοντα για εφαρμογή της λογιστικής παλινδρόμησης είναι οι παρακάτω:

#### **ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΧΤΗΚΑΝ**

**Δ18.Unreserved impaired loans / Equity**

**Δ24. Return on Avg Assets (ROAA)**

**Δ26.Net Loans / Total assets**

**Δ2.Total assets**

**Δ5.Solvency ratio (Asset based)**

**Δ9.ROA using P/L before tax**

**Δ4.ROE using P/L before tax**

**Δ21.Net Int. Rev. / Avg Assets**

#### **Δ20.Tier 1 Ratio**

Επιλέκθηκαν ένας δείκτης από κάθε παράγοντα και με κριτήριο τη σημαντικότητα τους σύμφωνα με τη βιβλιογραφία.

#### **4.5 Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression)**

Το υπόδειγμα προέκυψε ακολουθώντας τη μέθοδο ανάλυσης (Enter-backward Wald).

**Πίνακας 8.** Omnibus tests of Model

Step 1	Sig.
Model	0.000

Σύμφωνα με τον παραπάνω πίνακα το μοντέλο είναι στατιστικά σημαντικό.

Παρακάτω φαίνονται οι δείκτες που θα χρησιμοποιηθούν στο μοντέλο:

**Πίνακας 9.** Συντελεστές αριθμοδεικτών με τη μέθοδο Enter

ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ	B	Sig.
Δ.24 Return on Avg Assets (ROAA)	-0.176	0.00
Δ.26 Net Loans / Total assets	0.04	0.00
Δ.5 Solvency ratio (Asset based)	-0.125	0.00
Δ.9 ROA using P/L before tax	-0.239	0.00
Δ.4 ROE using P/L before tax	0.001	0.67

Δ.21 Net Int. Rev. / Avg Assets	-0.271	0.00
Δ.20 Tier 1 Ratio	-0.227	0.00
Δ.2 Total assets	0.00	0.95
Δ.18 Unreserved impaired loans / Equity	-3.34	0.00

Λόγω του ότι κάποιοι δείκτες δεν είναι στατιστικά σημαντικοί  $p\text{-value} > 0.05$  θα γίνει μια διαδικασία Backward (με την μέθοδο του Wald). Παρακάτω φαίνονται οι δείκτες που θα χρησιμοποιηθούν στο μοντέλο:

**Πίνακας 10.** Συντελεστές αριθμοδεικτών με τη μέθοδο Backward

ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ	B	Sig.
Δ.24 Return on Avg Assets (ROAA)	-0.176	0.00
Δ.26 Net Loans / Total assets	0.041	0.00
Δ.5 Solvency ratio (Asset based)	-0.123	0.00
Δ.9 ROA using P/L before tax	-0.24	0.00
Δ.21 Net Int. Rev. / Avg Assets	-0.27	0.00
Δ.20 Tier 1 Ratio	-0.228	0.00
Δ.18 Unreserved impaired	-3.34	0.00

loans / Equity

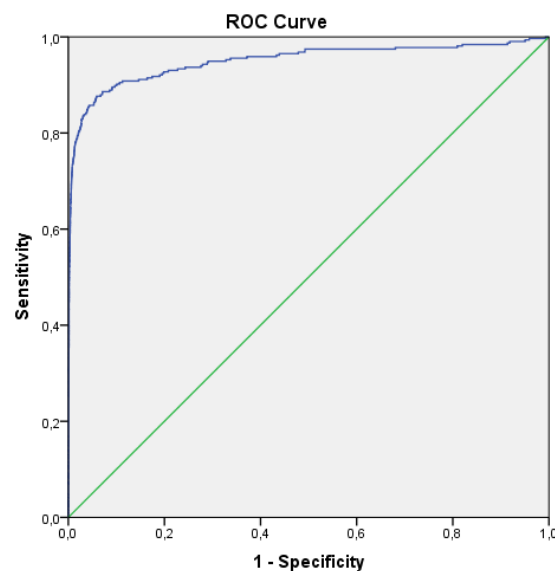
Ο σχηματισμός του υποδείγματος έχει την ακόλουθη μορφή:

$$Z_i = \ln \left[ \frac{p}{1-p} \right] =$$
$$= 0,041D26 - 0,176D24 - 0,123D5 - 0,242D9 - 0,27D21$$
$$- 0,228D20 - 3,34D18$$

Στον παρακάτω πίνακα φαίνεται ότι ο διαχωρισμός των τραπεζών έγινε με ποσοστό σωστού διαχωρισμού ίσο με 99,5%.

Predicted \ Observed	Υγιείς	Πτωχευμένες	Σύνολο %
Υγιείς	63078	152	99.8
Πτωχευμένες	148	168	53.2
Σύνολο %	99.5		

Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζεται και η καμπύλη ROC:



Σχ. 12 Καμπύλη ROC

Η καμπύλη ROC παρέχει τη δυνατότητα οπτικής και ποσοτικής εκτίμησης της συνολικής διαγνωστικής αποτελεσματικότητας μιας δοκιμασίας ανεξάρτητα από το επιλεγμένο διαχωριστικό όριο. Όταν η καμπύλη του ελέγχου βρίσκεται πάνω από τη



διαγώνιο (για την οποία ισχύει ότι τα αποτελέσματα – προβλέψεις βασίζονται στην τύχη) σημαίνει ότι η πρόβλεψη είναι καλή. Το αντίθετο ισχύει αν η καμπύλη βρίσκεται κάτω από τη διαγώνιο γραμμή. Το εμβαδόν της περιοχής κάτω από την καμπύλη ROC εκφράζει την πιθανότητα του ελέγχου να ταξινομήσει η δοκιμασία ορθά ένα τυχαίο ζεύγος και λαμβάνει τιμές από 0 έως 1. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του εμβαδού κάτω από την καμπύλη, τόσο μεγαλύτερη είναι η ακρίβεια του διαγνωστικού ελέγχου. Στην περίπτωση μας προκύπτει 0.95.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5<sup>ο</sup> : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

Ανακεφαλαιώνοντας, σε ένα δείγμα 8200 τραπεζών την Αμερικής εκ των οποίων οι 330 είχαν πτωχεύσει, την δεκαετία 2003 – 2014 εφαρμόστηκαν οι παρακάτω στατιστικές τεχνικές:

- Grubbs' test για εντοπισμό και αφαίρεση των ακραίων τιμών (outliers)
- Έλεγχος T-test ισότητας των μέσων τιμών των δύο ανεξάρτητων δειγμάτων (υγιών και πτωχευμένων τραπεζών)
- Μη παραμετρικός Mann Whitney U για την εύρεση των πιο στατιστικά σημαντικών μεταβλητών
- Ανάλυση κυρίων συνιστωσών για την μείωση των αριθμοδεικτών
- Λογιστική παλινδρόμηση για την κατασκευή υποδείγματος πρόβλεψης πτώχευσης τραπεζών.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματά τους και τα 2 μοντέλα Ανάλυση κύριων συνιστωσών και λογιστική παλινδρόμηση έχουν αρκετά καλές επιδόσεις πάνω στο δείγμα των τραπεζών και κυρίως στην ταξινόμηση τους σε υγιείς και χρεωκοπημένες.

Πρόσφατες μελέτες καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι βασική αιτία της αποτυχίας είναι ο ανθρώπινος παράγοντας και ειδικότερα η έλλειψη αποτελεσματικής διοίκησης και ορθής εταιρικής διακυβέρνησης. Ωστόσο είναι δύσκολο να διαχωριστεί η επίδραση των εξωτερικών παραγόντων όπως η οικονομική ύφεση, από την επίδραση των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών μιας τράπεζας τα οποία είναι αποτέλεσμα της διοίκησής της στο γεγονός της πτώχευσης.

Τα κόστη όμως της αποτυχίας μιας τράπεζας είναι μεγάλα όπως για παράδειγμα η αύξηση της ανεργίας, η μείωση του βιοτικού επιπέδου, ο υψηλός πληθωρισμός, η ανεπαρκής αξιοποίηση του ανθρώπινου δυναμικού, η αστάθεια του τραπεζικού συστήματος εξαιτίας αδυναμίας πληρωμής των δανειακών κεφαλαίων, οι οικονομικές απώλειες για τους μετόχους, η αστάθεια των χρηματοπιστωτικών αγορών που έχει ως συνέπεια υψηλότερα κόστη δανεισμού για τις επιχειρήσεις.

Από τα παραπάνω κρίνεται αναγκαία η ανάπτυξη και βελτίωση μοντέλων πρόβλεψης τα οποία παρέχουν τη δυνατότητα μέτρησης της οικονομικής

δυσπραγίας και χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση της χρηματοοικονομικής ευρωστίας των τραπεζών.

Μελλοντικά θα μπορούσε να γίνει χρήση ακόμη περισσότερων τεχνικών πρόβλεψης πτώχευσης τραπεζών καθώς επίσης και η επιλογή άλλων μεταβλητών – αριθμοδεικτών και η σύγκριση των αποτελεσμάτων τους.

## **ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

- Altman, E. (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*. 2nd edition, New York: John Wiley & Sons.
- Altman, E., Marco, G. & Varetto, F. (1993). *Corporate Distress Diagnosis: Comparisons using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (The Italian Experience)*, New York University Solomon Center, Working Paper, No.S-93-59, December.
- Avkiran, N.K. (2009) Opening the black box of efficiency analysis: an illustration with UAE banks. *Omega*, 37(4):930–41.
- Bartholomew, D.J.; Steele, F.; Galbraith, J.; Moustaki, I. (2008). *Analysis of Multivariate Social Science Data. Statistics in the Social and Behavioral Sciences Series (2nd ed.)*. Taylor & Francis. ISBN 1584889608.
- Boyacioglu, M.A., Kara, Y., Baykan, O.K. (2008). Predicting bank financial failures using neural networks, support vector machines and multivariate statistical methods: a comparative analysis in the sample of savings deposit insurance fund (SDIF) transferred banks in Turkey. *Expert Systems with Applications*, 36(2).
- Bell T.B. (1997) Neural nets or the logit model? A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 6:249–64.
- Boussofiane A., R. G. Dyson, and E. Thanassoulis. 1991. Applied data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research* 52: 1–15.
- Canbas, S., Cabuk, A., Kilic, S.B. (2005) Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: the Turkish case. *European Journal of Operational Research*, 166:528–46.
- Chung, C.K., Tan S.S., Holdsworth K. D. (2008). *Insolvency Prediction Model Using Multivariate Discriminant Analysis and Artificial Neural Network for the Finance Industry in New Zealand*. *International Journal of Business and Management* , Vol. 3, No. 1
- Cielen, A., Peeters, L., Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*.154:526–32.

- Cole, R.A., Gunther, J.W., (1998). Predicting bank failures: A comparison of on-and off-site monitoring systems. *Journal of Financial Services Research* 13 (2), 103–117.
- David, A. Freedman (2009). *Statistical Models: Theory and Practice*. Cambridge University Press. p. 128.
- Dorsey, E., Edmister, O. & Johnson, D. (1995). *Bankruptcy Prediction Using ANN systems*. The Research foundation of the association for Investment Management & Research, The University of Mississippi.
- Doumpos, M., Zopounidis, C. (2000). Assessing financial risks using a multicriteria sorting procedure: the case of country risk assessment. *Omega: The International Journal of Management Science* 29(1):97–109.
- Doumpos, M., Zopounidis, C., Pardalos, P.M. (2000). Multicriteria sorting methodology: Application to financial decision problems. *Parallel Algorithms and Applications* 15 (1-2), 113–129.
- Gaganis, C., Pasiouras, F., Zopounidis, C. (2006). A multicriteria decision framework for measuring banks' soundness around the world. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*,(14):103–11.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L. & Black, W. C. (1998). *Multivariate Data Analysis*, NJ: Prentice-Hall.
- Hertz, J., Krogh, A. & Palmer, R. (1991). *Introduction to the Theory of Neural Computing*, NY: Addison Wesley.
- Hosmer, David W.; Lemeshow, Stanley (2000). *Applied Logistic Regression* (2nd ed.). Wiley. ISBN 0-471-35632-8.
- Jacquet-Lagrange, E., (1995). An application of the UTA discriminant model for the evaluation of R&D projects. In: Pardalos,P.M., Siskos, Y., Zopounidis, C. (Eds.), *Advances in Multicriteria Analysis*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 203–211.
- Kolari, J., Glennon, D., Shin, H., Caputo, M. (2002). Predicting large US commercial bank failures. *Journal of Economics and Business*. 54(4):361–87.

- Kosmidou, K., Zopounidis, C. (2008). Predicting US commercial bank failures via a multicriteria approach. *International Journal of Risk Assessment and Management*, 9:26–43.
- Lanine, G., Vennet, R.V. (2006). Failure prediction in the Russian bank sector with logit and trait recognition models. *Expert Systems with Applications* 30, 463–478.
- Lee, S., Choi W.S. (2013). A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 40, pp. 2941–2946
- López Iturriaga F.J., Sanz I.P. (2015). Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U.S. commercial banks. *Expert Systems with Applications*, 42, pp. 2857-2868
- Niemira, M.P., Saaty, T.L. (2004). An analytic network process model for financial-crisis forecasting. *International Journal of Forecasting* (20):573–87.
- Olmeda, I., Fernandez, E. (1997). Hybrid classifiers for financial multicriteria decision making: the case of bankruptcy prediction. *Computational Economics* 10:317–35.
- Pasiouras, F., Gaganis, C., Doumpos, M. (2007). A multicriteria discrimination approach for the credit rating of Asian banks. *Annals of Finance*, 3:351–67.
- Pearsons, O.B., (1999). Using financial information to differentiate failed vs. surviving finance companies in Thailand: An implication for emerging economies. *Multinational Finance Journal* 3, 127–145.
- Perez, M. (2006). Artificial neural networks and bankruptcy forecasting: a state of the art. *Neural Computer & Application*. 15, 154–163.
- Philippe du Jardin (2010). Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy *Neurocomputing* 73, 2047–2060.
- Rahimian, E., Singh, S., Thammachote, T. & Virmani, R. (1991). Bankruptcy Prediction by Neural Network. In Trippi and Turban 1996 (eds), *Neural Networks in Finance and Investing: using artificial intelligence to improve real-world performance*, London: IRWIN Professional Publishing, 243-260.

- Ravi, V., Pramodh, C. (2008) Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: application to bankruptcy prediction in banks. *Applied Soft Computing*, 8(4):1539–48.
- Rojas, R., (2005). *Neural Networks: A Systematic Introduction*. Springer.
- Swicegood, P., Clark, JA. (2001). Off-site monitoring systems for predicting bank underperformance: a comparison of neural networks, discriminant analysis, and professional human judgment. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*.10:169–86.
- Tam, K,Y. (1991). Neural network models and the prediction of bank bankruptcy. *Omega: The International Journal of Management Science*,19(5): 429–45.
- Tam, K. Y., Kiang, M. (1992). Predicting bank failures: a neural network approach. *Decision Sciences*.23:926–47.
- Thomson, J.B., (1991). Predicting bank failure in the 1980s. *Economic Review* (Federal Reserve Bank of Cleveland) 27.
- West, R.C. (1985) A factor analytic approach to bank condition .*Journal of Banking and Finance*.9:253–66.
- Zavgren, C. (1983). The prediction of corporate failure: The state of the art. *Journal of Accounting Literature*. 2 (1), 1-37.
- Zopounidis, C., Doumpos, M. (1999). Business failure prediction using the UTADIS Multicriteria analysis method. *Journal of Operational Research Society*. 50(11):1138–46.