

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ
ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΣΤΙΣ
ΤΡΑΠΕΖΕΣ ΚΑΙ ΤΙΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΙΣ ΜΕΣΑ ΑΠΟ
ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΝΟΗΜΟΝΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ-
ΜΟΝΤΕΛΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΟΥ
ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ



Παπαγιάννη Αθηνά

A.M 2000010007

Τομέας Οργάνωση & Διοίκηση
Υπευθ.καθηγητής Κωνσταντίνος Ζοπουνίδης

Φεβρουάριος 2007

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1^ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ	1
1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.2 ΠΡΟΓΝΩΣΗ ΤΗΣ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ	3
1.3 ΤΟ ΦΑΙΝΟΜΕΝΟ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ	4
1.4 ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΟΥ ΦΑΙΝΟΜΕΝΟΥ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΣΤΗΝ ΕΥΡΩΠΗ	5
2^ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ	7
2.1 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ	7
2.2 ΜΟΝΟΔΙΑΣΤΑΤΕΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ (UNIVARIATE STATISTICAL METHODS)	9
2.3 ΠΟΛΥΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ	11
2.3.1 Διακριτική ανάλυση (Discriminant Analysis)	11
2.3.2 Ανάλυση επιβίωσης (Survival Analysis)	12
2.3.3 Γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (Linear probability models)	13
2.3.4 Λογιστικό και κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (Logit and probit analysis)	14
2.3.5 Αναδρομικός αλγόριθμος διαφοροποίησης (recursive partitioning algorithm)	15
2.3.6 Μαθηματικός προγραμματισμός (mathematical programming)	16
2.3.7 Έμπειρα συστήματα (expert systems)	17
2.3.8 Πολυκριτήριες μέθοδοι υποστήριξης αποφάσεων (multicriteria decision aid methods)	19
2.3.8.1 Προσεγγιστικά σύνολα (Rough sets)	20
2.3.8.2 Το σύστημα FINCLAS	23
3^ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ	29
3.1 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗΣ ΤΩΝ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΤΙΚΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ ΣΤΗΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ	29
3.1.1 Εισαγωγή στο αντικείμενο της μελέτης	29
3.1.2 Διαδικασία επιλογής του πλέον ικανοποιητικού ελαχίστου συνόλου	32
3.1.3 Κανόνες Απόφασης	33
3.1.4 Συμπεράσματα	34
3.1.5 Πλεονεκτήματα από τη χρήση των Προσεγγιστικών Συνόλων	34
3.2 ΠΟΛΥΚΡΙΤΗΡΙΑ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ: Η ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΩΝ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΤΙΚΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ (ROUGH SETS)	35
3.2.1 Δείγμα επιχειρήσεων	35
3.2.2 Ανάπτυξη του αλγορίθμου απόφασης	36
3.2.3 Ανάλυση αξιοπιστίας του υποδείγματος	42
3.2.4 Σύγκριση μεταξύ των προσεγγιστικών συνόλων και της διακριτικής ανάλυσης	43
3.2.5 Συμπεράσματα μελέτης	45
3.3 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟΝ ΑΝΑΔΡΟΜΙΚΟ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ ΔΙΑΦΟΡΟΠΟΙΗΣΗΣ	45
3.3.1 Συμπεράσματα	48
4^ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ	50
4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	50
4.2 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	51
4.3 ΤΑ ΣΥΣΤΑΤΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΚΑΙ ΟΙ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ ΤΟΥΣ	51
4.3.1 Αρχιτεκτονική δικτύου	51
4.3.2 Στοιχεία επεξεργασίας και βάρη	53
4.3.3 Η αθροιστική συνάρτηση	53
4.3.4 Η εκμάθηση	54
4.4 ΜΟΡΦΕΣ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ ΤΩΝ ΤΝΔ	54
4.5 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ	56
4.6 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΑΝΑΔΡΟΜΗΣ ΔΙΑΔΟΣΗΣ	57

4.6.1 Εισαγωγή στον αλγόριθμο ανάδρομης διάδοσης	57
4.6.2 Η σύνθεση του δικτύου.....	58
4.6.2.1 Ο νευρώνας	58
4.6.2.2 Το πολυεπίπεδο δίκτυο	59
4.6.3 Εκμάθηση δικτύου	60
4.6.3.1 Το πρόσθιο βήμα.....	61
4.6.3.2. Η αναπροσαρμογή των βαρών του επιπέδου εξόδου	62
4.6.3.3. Η αναπροσαρμογή των βαρών των κρυμμένων επιπέδων	63
4.6.4 Μια μέθοδος βελτίωσης: MOMENTUM	65
4.7 ΤΑ ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΩΝ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ (ΤΝΔ)	65
4.8 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	66
5^ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ	68
5.1 ΕΦΑΡΜΟΓΗ 1 ^η	68
5.1.1 Συλλογή δεδομένων.....	68
5.1.2 Δημιουργία συστημάτων νευρωνικών δικτύων.....	69
5.1.3 Σύνδεση των διαδικασιών.....	70
5.1.4 Συμπεράσματα της εφαρμογής.....	71
5.2 ΕΦΑΡΜΟΓΗ 2 ^η	72
5.2.1 Συλλογή δεδομένων.....	72
5.2.2 Πειραματικός σχεδιασμός	73
5.2.3 Ανάλυση αποτελεσμάτων.....	75
5.2.4 Συμπεράσματα.....	78
6^ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ	79
6.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ	79
6.2 ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ	80
6.2.1 Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (<i>Linear discriminant analysis</i>)	80
6.2.2 Τετραγωνική Διακριτική Ανάλυση (<i>Quadratic discriminant analysis</i>).....	82
6.2.3 Ο Αλγόριθμος Πλησιέστερου Γείτονα (<i>Nearest neighbor algorithms</i>).....	83
6.2.4 Δέντρα Ταξινόμησης και Παλινδρόμησης (<i>Classification and Regression Trees, CART</i>)....	83
6.2.5 Μηχανές Διανύσματος Υποστήριξης (<i>Support vector machines, SVM</i>)	86
6.2.6 Πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα	89
6.2.7 Τεχνικές Προγραμματισμού στόχων (<i>Goal programming, GP</i>).....	90
6.2.7.1 Το μοντέλο μεγιστοποίησης της ελάχιστης απόστασης (MMD)	92
6.2.7.2 Το μοντέλο βελτιστοποίησης των αποκλίσεων (OSD)	93
6.2.7.3 Το υβριδικό μοντέλο	95
6.2.7.4 Εφαρμογή των Τεχνικών Προγραμματισμού Στόχων στην πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων	96
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	101

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

ΠΙΝΑΚΑΣ 1.1: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΤΩΧΕΥΣΗ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΣΤΗΝ ΕΥΡΩΠΗ	6
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.1: ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ	30
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.2: ΜΕΤΑΤΡΟΠΗ ΠΟΣΟΤΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΣΕ ΠΟΙΟΤΙΚΑ	31
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.3: ΕΛΑΧΙΣΤΑ ΣΥΝΟΛΑ.....	31
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.4: ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΤΟΥ ΠΛΕΟΝ ΙΚΑΝΟΠΟΙΗΤΙΚΟΥ ΕΛΑΧΙΣΤΟΥ ΣΥΝΟΛΟΥ	32
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.5: ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ 15 ΚΑΝΟΝΩΝ ΑΠΟΦΑΣΗΣ	33
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.6: ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ 11 ΚΑΝΟΝΩΝ	33
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.7: ΤΑ ΔΙΑΣΤΗΜΑΤΑ ΤΙΜΩΝ ΠΟΥ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΤΗΚΑΝ ΓΙΑ ΤΟΥΣ 12 ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟΥΣ ΔΕΙΚΤΕΣ ΚΑΙ ΟΙ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΟΙ ΚΩΔΙΚΟΙ.....	37
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.8: ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΩΝ 12 ΚΡΙΤΗΡΙΩΝ ΤΟΥ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ.....	38
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.9: ΤΑ ΕΛΑΧΙΣΤΑ ΣΥΝΟΛΑ ΤΟΥ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ.....	39
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.10: Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΑΠΟΦΑΣΗΣ 15 ΚΑΝΟΝΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΑΤΑΞΗ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΤΟΥ ΒΑΣΙΚΟΥ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΚΑΙ Η ΙΣΧΥΣ ΤΩΝ ΚΑΝΟΝΩΝ	41
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.11: ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΤΩΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΓΙΑ ΤΟΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟ ΤΗΣ ΕΚΤΙΜΩΜΕΝΗΣ ΣΧΕΣΗΣ ΕΓΓΥΗΤΑΣ.....	42
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.12: ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΣΦΑΛΜΑΤΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΤΟΥ ΒΑΣΙΚΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΓΙΑ ΤΑ ΕΤΗ ΑΠΟ -2 ΕΩΣ -5 ΜΕ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ ΑΠΟΦΑΣΗΣ 15 ΚΑΝΟΝΩΝ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΤΩΝ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΤΙΚΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ	43
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.13: ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΣΦΑΛΜΑΤΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΛΕΓΧΟΥ ΓΙΑ ΤΑ ΕΤΗ ΑΠΟ -1 ΕΩΣ -3 ΜΕ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ ΑΠΟΦΑΣΗΣ 15 ΚΑΝΟΝΩΝ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΤΩΝ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΤΙΚΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ	43
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.14: ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΤΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ ΔΙΑΚΡΙΣΗΣ	44
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.15: ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΣΦΑΛΜΑΤΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΤΟΥ ΒΑΣΙΚΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΓΙΑ ΤΑ ΕΤΗ ΑΠΟ -1 ΕΩΣ -5 ΜΕ ΤΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΔΙΑΚΡΙΣΗΣ.....	44
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.16: ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΣΦΑΛΜΑΤΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΛΕΓΧΟΥ ΓΙΑ ΤΑ ΕΤΗ ΑΠΟ -1 ΕΩΣ -3 ΜΕ ΤΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΔΙΑΚΡΙΣΗΣ	44
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.17: ΔΕΙΓΜΑ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ.....	46
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.18: ΣΥΝΟΛΙΚΗ ΚΑΤΑΤΑΞΗ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΓΙΑ ΤΑ ΕΤΗ 1, 2, 3, 4 ΠΡΙΝ ΑΠΟ ΤΟ ΕΤΟΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ.....	48
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.19: ΑΝΑΛΥΣΗ ΣΦΑΛΜΑΤΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΓΙΑ ΤΑ ΕΤΗ 1, 2, 3, 4 ΠΡΙΝ ΑΠΟ ΤΟ ΕΤΟΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ.....	48
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.1: ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ	72
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.2: ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΔΕΙΚΤΩΝ	73
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.3: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΩΝ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ.....	74
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.4: ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	75
ΠΙΝΑΚΑΣ 6.1: ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΤΩΝ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ	96
ΠΙΝΑΚΑΣ 6.2: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΥ ΣΤΟΧΩΝ.....	97
ΠΙΝΑΚΑΣ 6.3: ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΤΩΝ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ	98
ΠΙΝΑΚΑΣ 6.4: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΠΟΛΥΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ.....	99

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

ΣΧΗΜΑ 2.1: Η ΔΟΜΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ FINCLAS (ΠΗΓΗ: ΖΟΡΟΥΝΙΔΗΣ ΚΑΙ ΔΟΥΜΠΟΣ, 1998).....	24
ΣΧΗΜΑ 3.1: ΔΕΝΤΡΟ ΑΠΟΦΑΣΗΣ ΤΟΥ ΑΑΔ	47
ΣΧΗΜΑ 3.2: ΔΕΝΤΡΟ ΑΠΟΦΑΣΗΣ ΤΟΥ ΑΑΔ	48
ΣΧΗΜΑ 4. 1: ΣΧΗΜΑΤΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	53
ΣΧΗΜΑ 4. 2: ΝΕΥΡΩΝΑΣ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ.....	59
ΣΧΗΜΑ 4. 3: ΣΙΓΜΟΕΙΔΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗΣ ΔΙΑΔΟΣΗΣ	59
ΣΧΗΜΑ 4.4: ΠΟΛΥΕΠΙΠΕΔΟ ΔΙΚΤΥΟ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΑΝΑΔΡΟΜΗΣ ΔΙΑΔΟΣΗΣ	60
ΣΧΗΜΑ 4.5: ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΕΝΑ ΒΑΡΟΣ.....	63
ΣΧΗΜΑ 4. 6: ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΟΥ Δ	65
ΣΧΗΜΑ 5.1: ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΜΕ ΕΝΑ ΚΡΥΜΜΕΝΟ ΕΠΙΠΕΔΟ (ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙ ΤΟΥ ΠΛΗΘΟΥΣ ΤΩΝ ΕΠΑΝΑΛΗΨΕΩΝ)	76
ΣΧΗΜΑ 5.2: ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΜΕ ΔΥΟ ΚΡΥΜΜΕΝΑ ΕΠΙΠΕΔΑ (ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙ ΤΟΥ ΠΛΗΘΟΥΣ ΤΩΝ ΕΠΑΝΑΛΗΨΕΩΝ)	76
ΣΧΗΜΑ 5.3: ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΜΕ ΕΝΑ ΚΡΥΜΜΕΝΟ ΕΠΙΠΕΔΟ (Ο ΑΡΙΘΜΟΣ ΤΩΝ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙ ΤΟΥ ΠΛΗΘΟΥΣ ΤΩΝ ΕΠΑΝΑΛΗΨΕΩΝ)	77
ΣΧΗΜΑ 5.4: ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΜΕ ΔΥΟ ΚΡΥΜΜΕΝΑ ΕΠΙΠΕΔΑ (Ο ΑΡΙΘΜΟΣ ΤΩΝ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙ ΤΟΥ ΠΛΗΘΟΥΣ ΤΩΝ ΕΠΑΝΑΛΗΨΕΩΝ)	77
ΣΧΗΜΑ 5.5: ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΠΟ ΤΗ ΦΑΣΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ.....	78
ΣΧΗΜΑ 6.1: ΣΧΗΜΑΤΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΤΟΥ ΚΑΝΟΝΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΓΡΑΜΜΙΚΗΣ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....	81
ΣΧΗΜΑ 6.2: ΣΧΗΜΑΤΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΤΟΥ ΚΑΝΟΝΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΤΕΤΡΑΓΩΝΙΚΗΣ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....	83
ΣΧΗΜΑ 6. 3: ΓΡΑΦΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΤΩΝ SVM	86
ΣΧΗΜΑ 6.4: ΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΗΣ ΕΛΑΧΙΣΤΗΣ ΑΠΟΣΤΑΣΗΣ ΣΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ MMD	92
ΣΧΗΜΑ 6.5: ΣΧΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΩΝ ΣΦΑΛΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΤΩΝ ΑΠΟΣΤΑΣΕΩΝ ΣΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ OSD	94
ΣΧΗΜΑ 6.6: ΣΧΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΟΥ ΥΒΡΙΔΙΚΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ.....	95

1^ο Κεφάλαιο

ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΕΝΝΟΙΑ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

1.1 Εισαγωγή

Είναι γεγονός πως τα τελευταία χρόνια, ένα σημαντικό τμήμα της χρηματοοικονομικής έρευνας που διεξάγεται σε διεθνές επίπεδο ασχολείται με τη διερεύνηση της δυνατότητας πρόγνωσης της χρηματοοικονομικής αποτυχίας των επιχειρήσεων.

Αρχικά και πριν από την απόπειρα μελέτης του φαινομένου της πτώχευσης θα πρέπει να γίνει ο ορισμός της έννοιας της χρηματοοικονομικής αποτυχίας. Σε διάφορες μελέτες έχουν υιοθετηθεί διαφορετικοί ορισμοί. Ο Beaver (1966) όρισε την αποτυχία ως εμφάνιση μιας από τις ακόλουθες καταστάσεις: νομική πτώχευση, αδυναμία εξόφλησης ομολογιακού δανείου, τραπεζικό άνοιγμα, μη καταβολή μερίσματος προνομιούχων μετοχών. Προφανώς, ο παραπάνω ορισμός είναι αρκετά γενικός. Παρόμοιο ορισμό υιοθέτησε και ο Deakin (1972), θεωρώντας ως αποτυχημένες επιχειρήσεις εκείνες που πτώχευσαν με βάση το νόμο ή ήταν ασυνεπείς στην εξυπηρέτηση των υποχρεώσεων τους ή ρευστοποιήθηκαν (εγκαταλείφθηκαν). Στην ελληνική βιβλιογραφία, ο Βρανάς (1990), χρησιμοποίησε επίσης ένα γενικό ορισμό για την χρηματοοικονομική αποτυχία που περιελάμβανε τις ακόλουθες περιπτώσεις: πτώχευση, ανάληψη της διοίκησης από τράπεζα (takeover), υπαγωγή στο νόμο 1386/83 και σοβαρή όχι προσωρινή αδυναμία εξυπηρέτησης των υποχρεώσεων της επιχείρησης. Ωστόσο πρέπει να σημειωθεί ότι η προσωρινή αδυναμία να ανταποκριθεί η επιχείρηση στις τρέχουσες υποχρεώσεις της δε θεωρείται χρηματοοικονομική αποτυχία.

Οι βασικές αιτίες της χρηματοοικονομικής αποτυχίας είναι πολλές και εντοπίζονται, τόσο σε εσωτερικούς παράγοντες (αναποτελεσματική διοίκηση), όσο και σε εξωτερικούς (ανταγωνισμός, τεχνολογική εξέλιξη). Γενικότερα, η χρηματοοικονομική αποτυχία δεν επέρχεται αμέσως μετά την εμφάνιση των πρώτων δυσχερειών. Αντίθετα, αποτελεί το καταλυτικό στάδιο της συνεχόμενης χειροτέρευσης της χρηματοοικονομικής θέσης της επιχείρησης. Συνεπώς, ενδείξεις επισημαίνονται πριν την εκδήλωση της χρηματοοικονομικής αποτυχίας, οπότε θα πρέπει η διοίκηση να είναι σε θέση να τις αντιληφθεί για να μπορέσει να αποτρέψει την επερχόμενη αποτυχία.

Η δυσκολία διατύπωσης και ελέγχου των παραπάνω προϋποθέσεων για να χαρακτηριστεί μια επιχείρηση ως «αποτυχημένη» οδήγησαν τους περισσότερους ερευνητές να ορίσουν, και συχνά να ταυτίσουν, τη χρηματοοικονομική αποτυχία με την νομική της έννοια, δηλαδή την κήρυξη της επιχείρησης σε πτώχευση που επέρχεται με απόφαση των δικαστικών αρχών και προκύπτει με βάση καθορισμένο νομοθετικό πλαίσιο. Με αυτό τον τρόπο ορίζεται η αποτυχία στις μελέτες των Altman (1968), Altman et al. (1977), Mensah (1983), Grammatikos και Gloubos (1984). Ο ορισμός αυτός, αν και απλοποιεί τον καθορισμό της έννοιας της αποτυχίας παρέχοντας στους ερευνητές ένα κοινό σταθερό σημείο αναφοράς, δεν απαλείφει όλα τα προβλήματα, γιατί το νομικό πλαίσιο και οι προϋποθέσεις της κήρυξης σε πτώχευση διαφέρουν από χώρα σε χώρα με αποτέλεσμα να μην είναι δυνατή η απόλυτη ομοιογένεια στην αντίληψη του ορισμού.

Θα πρέπει λοιπόν με κάθε μέσο, να μετρηθεί η αβεβαιότητα που χαρακτηρίζει το οικονομικό αποτέλεσμα κάθε επιχειρηματικής δραστηριότητας και στη συνέχεια, να ελαχιστοποιηθεί η αβεβαιότητα αυτή. Για το λόγο αυτό, τις τελευταίες δεκαετίες, ένας μεγάλος αριθμός ερευνών πραγματοποιήθηκε πάνω στη πρόβλεψη της χρεοκοπίας μιας επιχείρησης, τόσο από πανεπιστήμια και ερευνητές, όσο και από επαγγελματίες του τομέα αυτού.

Βασικός στόχος της πρόβλεψης αυτής, είναι η διευκόλυνση τόσο των πιστωτών, όσο και των επενδυτών, που βρίσκονται μπροστά στη λήψη αποφάσεων σχετικών με τη χρηματοδότηση επιχειρήσεων ή την πραγματοποίηση επενδύσεων. Ο τομέας αυτός άλλωστε, ενδιαφέρει ιδιαίτερα και τις τράπεζες που διέπονται από τους κανόνες της ιδιωτικής πρωτοβουλίας, με αποτέλεσμα να απαιτούν τη σιγουριά της επιστροφής των χρημάτων τους από τις επιχειρήσεις που έχουν δεχτεί να δανειοδοτήσουν ή που έχουν θελήσει να επενδύσουν σε αυτές.

Η χρηματοοικονομική θεωρία προσπαθεί να συμβάλλει στην αποφυγή των δυσάρεστων συνεπειών που οδηγούν στη πτώχευση, με κύριο στόχο την έγκαιρη πρόβλεψη των επερχόμενων προβλημάτων για τη λήψη κατάλληλων διορθωτικών μέτρων. Στα πλαίσια της προσπάθειας που γίνεται για την έγκαιρη και έγκυρη πρόβλεψη και εκτίμηση του χρηματοοικονομικού κινδύνου, αναπτύχθηκαν πολλά μοντέλα πρόβλεψης. Τα περισσότερα από αυτά έδωσαν πολύ καλά αποτελέσματα, ενώ αρκετά άφησαν υποσχέσεις για μελλοντική ανάπτυξη και ευρύτετη εφαρμογή σε διάφορους τομείς στους οποίους απαραίτητη είναι η εκτίμηση του χρηματοοικονομικού κινδύνου.

1.2 Πρόγνωση της χρηματοοικονομικής αποτυχίας

Είναι φανερό ότι η αποτυχία αφορά την ίδια την ύπαρξη της επιχείρησης και ότι συνεπάγεται μεγάλο κόστος το οποίο εμφανίζεται με διάφορες μορφές. Έτσι, η εκτίμηση των επιδόσεων και της δυνατότητας επιβίωσης των επιχειρήσεων έχει μεγάλη σημασία για όλους όσους εμπλέκονται στη λειτουργία μιας επιχείρησης, όπως ιδιοκτήτες-μέτοχοι, θεσμικοί επενδυτές, διευθυντικά στελέχη, εργαζόμενοι, χρηματοπιστωτικοί οργανισμοί, προμηθευτές, πελάτες, ακόμα και το κράτος. Το ενδιαφέρον καθενός, βέβαια, προέρχεται από διαφορετική θεώρηση των πραγμάτων. Οι μέτοχοι, για παράδειγμα, ενδιαφέρονται για τη διατήρηση της αξίας των μετοχών τους, οι εργαζόμενοι ανησυχούν για τη διατήρηση της εργασίας τους και το κράτος επιζητά την οικονομική ανάπτυξη και τη διατήρηση των κοινωνικών και άλλων ισορροπιών.

Η ανάπτυξη και χρήση υποδειγμάτων, ικανών να προβλέψουν την πτώχευση, μπορεί να είναι πολύ σημαντική γι' αυτούς σε δύο επίπεδα:

1. Ως συστήματα “έγκαιρης προειδοποίησης” και “διάγνωσης” προς αυτούς που έχουν την 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.
2. Ως βοήθημα για τους λήπτες αποφάσεων πιστωτικών ιδρυμάτων ή επενδυτικών οργανισμών στην επιλογή επιχειρήσεων 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 επιχείρηση η οποία στην πραγματικότητα θα περιέλθει σε κατάσταση πτώχευσης ταξινομείται ως υγιής.

Σφάλμα Τύπου II: Μια υγιής και δυναμική επιχείρηση 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 επιχείρηση, 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 επιχείρηση 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 επιχείρησης από “εσωτερικούς” αναλυτές, για παράδειγμα τους μετόχους ή τα στελέχη της επιχείρησης το λάθος αντιστοιχεί σε εσφαλμένη διάγνωση που, τελικά, επιτείνει τα όποια προβλήματα. Στην περίπτωση του σφάλματος Τύπου II, ακόμα και για μια πολύ δυναμική επιχείρηση 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 επιχειρήσεων και επιχειρήσεων υψηλού κινδύνου, χρησιμοποιήθηκαν επίσης σε προβλήματα χορήγησης πίστωσης (Bierman και Hausman, 1970).

1.3 Το φαινόμενο της πτώχευσης

Οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη πτώχευσης λειτουργούν με σκοπό να βοηθήσουν στην εξυγίανση της αγοράς. Στην περίπτωση που μία επιχείρηση δεν κατορθώνει να ανταποκριθεί στις απαιτήσεις της αγοράς, η πτώχευση αποτελεί τις περισσότερες φορές το καταληκτικό της στάδιο. Στην ουσία όμως η πτώχευση είναι μία διαδικασία αποσύνθεσης των επιχειρήσεων, κατά την οποία η κρατική παρέμβαση περιορίζεται σε μία ουδέτερη στάση που στοχεύει στη σύμμετρη ικανοποίηση των πιστωτών της επιχείρησης.

Πτώχευση είναι η νομική κατάσταση ενός φυσικού προσώπου ή μιας επιχείρησης το οποίο βρίσκεται σε κατάσταση παύσης των πληρωμών του. Η παύση των πληρωμών πρέπει να έχει το στοιχείο της γενικότητας, δηλαδή να μην είναι επιλεκτική και να αναφέρεται στο

συναλλασσόμενο κοινό χωρίς εξαιρέσεις. Ακόμη, πρέπει να έχει το στοιχείο της νομιμότητας, δηλαδή να μην οφείλεται σε πρόσκαιρη και παροδική αδυναμία εξόφλησης των υποχρεώσεων. Ένα φυσικό ή νομικό πρόσωπο μπορεί να κηρυχθεί σε κατάσταση πτώχευσης, ύστερα από δικαστική απόφαση η οποία εκδίδεται:

1. Με αίτηση κάποιου δανειστή του.
2. Με αίτηση του ιδίου του εμπόρου, που προβαίνει σε δήλωση παύσης των πληρωμών του.
3. Αυτεπάγγελτα από το Δικαστήριο.

Όπως προαναφέρθηκε, είναι παραδεικτό το γεγονός ότι η επιχείρηση που οδηγείται τελικά σε πτώχευση αντιμετωπίζει σοβαρά χρηματοοικονομικά προβλήματα αργά καιρό πριν από την πτώχευση. Η πτώχευση επέρχεται κατά το τελευταίο στάδιο των οικονομικών δυσχερειών, όταν η επιβίωση της επιχείρησης είναι πλέον αδύνατη, καθώς η επιχείρηση αδυνατεί να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις της προς τρίτους. Στην πραγματικότητα, η χρηματοοικονομική αποτυχία, δηλαδή η χρηματοοικονομική κατάσταση η οποία δεν είναι δυνατό να βελτιωθεί χωρίς να ληφθούν ειδικά διορθωτικά μέτρα, εμφανίζεται χρονικά αργά πριν από τη δικαστική κήρυξη μιας επιχείρησης σε πτώχευση.

1.4 Ανάλυση του φαινομένου της πτώχευσης στην Ευρώπη

Προκειμένου να αποκτηθεί μία γενικότερη άποψη πάνω στο θέμα των πτωχεύσεων είναι αναγκαία η συλλογή στατιστικών στοιχείων που δημοσιεύονται κατά καιρούς από σχετικές έρευνες. Μία τέτοια έρευνα πραγματοποιήθηκε από την εταιρεία CREDITREFORM της Γερμανίας, η οποία δημοσίευσε την ετήσια έκθεσή της, παραθέτοντας στοιχεία για τον αριθμό των πτωχεύσεων και τις τάσεις που επικράτησαν στην Δ. Ευρώπη κατά την περίοδο 1997-2002. Συγκεκριμένα, ο αριθμός των πτωχεύσεων στη Δ. Ευρώπη ανήλθε σε νέο επίπεδο ρεκόρ κατά το 2002 σημειώνοντας αύξηση σε σχέση με το 2001 κατά 21,6%. Η Γερμανία παρουσίασε την μεγαλύτερη αύξηση με 66,4% και ακολούθησαν η Ισπανία, η Νορβηγία και η Πορτογαλία. Η Ελλάδα κατέχει την πρώτη θέση ανάμεσα στις μοναδικές τρεις Ευρωπαϊκές Χώρες οι οποίες σημείωσαν μείωση των πτωχεύσεων κατά το ίδιο διάστημα με ποσοστό 28,19% και ακολουθεί η Ιρλανδία και το Λουξεμβούργο, οι οποίες παρουσίασαν μείωση κατά 11,24% και 7,33% αντίστοιχα.

Επί του συνολικού αριθμού των πτωχεύσεων ποσοστό 40% αφορά εταιρείες παροχής υπηρεσιών, καθώς η επιφυλακτικότητα των καταναλωτών επηρέασε περισσότερο τον προαναφερόμενο κλάδο και λιγότερο τις εταιρείες λιανικού εμπορίου. Ο αυξημένος αριθμός πτωχεύσεων είχε αντίκτυπο στην ευρωπαϊκή αγορά εργασίας, ανεβάζοντας τον αριθμό των ανέργων που προέρχονται από πτωχευμένες εταιρείες σε 16 εκατομμύρια, αριθμό υψηλότερο κατά 200.000 σε σχέση με το προηγούμενο έτος. Κύριες αιτίες της αυξανόμενης τάσης των

πτωχεύσεων αποτελούν το οικονομικό κλίμα (βραδύτητα του ρυθμού ανάπτυξης) και τα προβλήματα ρευστότητας (συνδυασμός χαμηλής κεφαλαιακής επάρκειας, έλλειψης ρευστότητας, δυσκολίες στην ανεύρεση κεφαλαίων και χαμηλά επίπεδα κερδών). Στον πίνακα 1.4 παρουσιάζονται τα στατιστικά στοιχεία για τον αριθμό των πτωχευμένων επιχειρήσεων και οι ποσοστιαίες μεταβολές που δημοσιεύτηκαν από την προαναφερθείσα εταιρεία για το χρονικό διάστημα 1997-2002.

Πίνακας 1.1: Στατιστικά στοιχεία για την πτώχευση επιχειρήσεων στην Ευρώπη

ΠΤΩΧΕΥΣΕΙΣ ΣΤΗΝ ΕΥΡΩΠΗ 1997-2002											
ΧΩΡΕΙΣ	ΑΠΟΛΥΤΑ ΜΕΓΕΘΗ						ΜΕΤΑΒΟΛΕΣ				
	1997	1998	1999	2000	2001	2002	97/98	98/99	99/00	00/01	01/02
ΒΕΛΓΙΟ	7.700	6.925	7.150	6.791	7.062	7.121	-10,06%	3,25%	-5,02%	3,99%	0,84%
ΔΑΝΙΑ	1.800	1.800	1.586	1.732	2.189	2.472	0,00%	-11,89%	9,21%	26,39%	12,93%
ΓΕΡΜΑΝΙΑ	33.398	33.977	33.870	41.780	49.510	82.400	1,73%	-0,31%	23,35%	18,50%	66,43%
ΦΙΛΑΝΔΙΑ	3.611	3.136	3.080	2.908	2.793	2.904	-13,15%	-1,79%	-5,58%	-3,95%	3,97%
ΓΑΛΛΙΑ	61.068	55.000	41.186	37.449	34.876	38.688	-9,94%	-25,12%	-9,07%	-6,87%	10,93%
ΕΛΛΑΔΑ	1.299	871	731	633	681	489	-32,95%	-16,07%	-13,41%	7,58%	-28,19%
Μ. ΒΡΕΤΑΝΙΑ	37.000	37.500	46.900	47.404	48.397	50.988	1,35%	25,07%	1,07%	2,09%	5,35%
ΙΡΛΑΝΔΙΑ	550	686	815	344	427	379	24,73%	18,80%	-57,79%	24,13%	-11,24%
ΙΤΑΛΙΑ	14.878	15.000	14.760	15.000	15.200	15.600	0,82%	-1,60%	1,63%	1,33%	2,63%
ΛΟΥΞΕΜΒΟΥΡΓΟ	425	423	545	597	750	695	-0,47%	28,84%	9,54%	25,63%	-7,33%
ΟΛΜΑΝΔΙΑ	5.547	5.031	3.920	3.726	5.832	6.358	-9,30%	-22,08%	-4,95%	56,52%	9,02%
ΝΟΡΒΗΓΙΑ	3.300	3.347	3.342	3.576	3.541	4.276	1,42%	-0,15%	7,00%	-0,98%	20,76%
ΑΥΣΤΡΙΑ	6.400	7.319	8.934	9.006	8.777	9.023	14,36%	22,07%	0,81%	-2,54%	2,80%
ΠΟΡΤΟΓΑΛΙΑ	621	783	999	1.308	1.594	1.924	26,09%	27,59%	30,93%	21,87%	20,70%
ΣΟΥΗΔΙΑ	11.000	9.200	7.261	7.301	8.012	8.387	-16,36%	-21,08%	0,55%	9,74%	4,68%
ΕΛΒΕΤΙΑ	9.190	8.850	8.490	8.300	8.145	8.802	-3,70%	-4,07%	-2,24%	-1,87%	8,07%
ΙΣΠΑΝΙΑ	1.135	896	620	602	335	448	-21,06%	-30,80%	-2,90%	-44,35%	33,73%
ΣΥΝΟΛΟ	198.922	190.744	184.189	188.457	198.121	240.954	-4,11%	-3,44%	2,32%	5,13%	21,62%

Πηγή: CREDITREFORM

2° Κεφάλαιο

ΥΠΑΡΧΟΥΣΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΤΟ ΤΟΜΕΑ ΤΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ

2.1 Ιστορική ανασκόπηση των μεθόδων

Τα τελευταία χρόνια, η πρόβλεψη της πτώχευσης αναδείχθηκε σε σημαντικό πεδίο έρευνας και μια πλειάδα σχετικών μελετών είδαν το φως της δημοσιότητας, καθώς αυτή ενδιαφέρει άμεσα τα ανώτερα στελέχη επιχειρήσεων και τους πανεπιστημιακούς ερευνητές που ασχολούνται με την διαχείριση των πιστώσεων (credit management). Η χρήση των χρηματοοικονομικών δεικτών στην εκτίμηση της κατάστασης των επιχειρήσεων και στην πρόβλεψη της πτώχευσής τους αποτέλεσε και αποτελεί, ιδιαίτερα τα τελευταία χρόνια, σημαντικό θέμα έρευνας και μελέτης σε ολόκληρο τον επιστημονικό χώρο. Το ενδιαφέρον για το συγκεκριμένο τομέα έρευνας, συνέπεσε με τη σημαντική ανάπτυξη που σημειώθηκε σε επίπεδο μεθόδων και οδήγησε στην επισήμανση των προβλημάτων που παρατηρήθηκαν στις εφαρμογές και την προσπάθεια επίλυσής τους. Παρουσιάστηκαν διαφορετικές οπτικές γωνίες αντιμετώπισης του προβλήματος, καθώς υπήρξε αύξηση των απαιτήσεων των χρηστών των προτεινόμενων υποδειγμάτων, η οποία οδήγησε τους ερευνητές στην πρόταση και εφαρμογή περισσότερο περίπλοκων μεθόδων. Έτσι λοιπόν, στις μέχρι σήμερα μελέτες, έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη υποδειγμάτων μια σειρά από μέθοδοι, οι οποίες αντιμετωπίζουν με διαφορετική φιλοσοφία το θέμα της εκτίμησης των επιδόσεων και την πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων.

Γενικότερα, δύο κατηγορίες μεθόδων αναπτύχθηκαν με σκοπό την πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων.

Η πρώτη κατηγορία μεθόδων στηρίχθηκε στη *μονοδιάστατη στατιστική* και πρότεινε χρηματοοικονομικούς δείκτες (πολύ λίγους τον αριθμό), λαμβάνοντας τους ξεχωριστά τον καθένα, οι οποίοι μπορούν να προβλέψουν τη μελλοντική κατάσταση της επιχείρησης.

Η δεύτερη κατηγορία μεθόδων στηρίχθηκε στην *πολυδιάστατη στατιστική* (κυρίως στην ταξινομική ή διακριτική ανάλυση – discriminant analysis) η οποία επιτρέπει μια ολική εκτίμηση της χρηματοοικονομικής κατάστασης της επιχείρησης με τη χρήση πολλών

χρηματοοικονομικών δεικτών οι οποίοι λαμβάνονται υπόψη ταυτόχρονα μέσα στην ανάλυση της πτώχευσης.

Την εφαρμογή των μονομεταβλητών μεθόδων ακολούθησε η προσπάθεια σύνδεσης της εκτίμησης με περισσότερα από ένα χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων και η πρόταση πολυμεταβλητών, στατιστικών και μη, μεθόδων. Πρώτη προσπάθεια έγινε με τη χρήση της διακριτικής ανάλυσης (discriminant analysis). Τα μειονεκτήματα που παρουσιάζει η εφαρμογή της διακριτικής ανάλυσης οδήγησαν στην πρόταση μιας σειράς άλλων στατιστικών και μη μεθόδων, όπως η ανάλυση επιβίωσης (survival analysis), το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (linear probability model), τα μοντέλα λογιστικού (logit) και κανονικού (probit) υποδείγματος πιθανότητας, ο αναδρομικός αλγόριθμος διαφοροποίησης (recursive partitioning algorithm), ο μαθηματικός προγραμματισμός (mathematical programming), τα έμπειρα συστήματα (expert systems), οι πολυκριτήριες μέθοδοι υποστήριξης αποφάσεων (multicriteria decision aid methods), τα προσεγγιστικά σύνολα (rough sets), τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks), και διάφορα μοντέλα ταξινόμησης (classification models).

Η κυριότερη θεώρηση στην οποία βασίζονται οι περισσότερες μέθοδοι πρόβλεψης της πτώχευσης είναι το γεγονός, ότι οι επιχειρήσεις χωρίζονται σε δύο κατηγορίες: *τις υγιείς και τις χρεοκοπημένες*. Έτσι, το ενδιαφέρον επικεντρώθηκε κυρίως στις διχοτομικές μεθόδους ταξινόμησης (dichotomous methods) που αναφέρονται σαν μέθοδοι διάκρισης. Κάθε μία από τις μεθόδους διάκρισης αποτελείται από τα εξής τρία κύρια μέρη:

- Τη μέθοδο.
- Την επιλογή του δείγματος, τη συλλογή πληροφοριών (μεταβλητές απόφασης), την απόφαση πόσες και ποιες από τις μεταβλητές πρέπει να χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση.
- Τη δοκιμή του μοντέλου και τη μελέτη πάνω στη στατιστική σημασία των αποτελεσμάτων.

Βασικό κοινό γνώρισμα των περισσότερων προτεινόμενων υποδειγμάτων πρόβλεψης της πτώχευσης επιχειρήσεων υπήρξε, για σειρά ετών, η χρήση μόνο χρηματοοικονομικών χαρακτηριστικών (αριθμοδεικτών). Νεότερες έρευνες και μελέτες αποδεικνύουν την αναγκαιότητα συνεντίμησης μιας σειράς στρατηγικών (ποιοτικών) χαρακτηριστικών των υπό εξέταση επιχειρήσεων. Η δυσκολία της εισαγωγής τέτοιων μεταβλητών στα υποδείγματα της διακριτικής ανάλυσης (η οποία αποτελεί σημείο αναφοράς των ερευνητών του χώρου σε παγκόσμιο επίπεδο) έκανε ακόμη επιτακτικότερη την εφαρμογή νέων μεθόδων ανάπτυξης υποδειγμάτων για την εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης.

Ακόμη, η συντριπτική πλειοψηφία των υποδειγμάτων στηρίζεται στη φιλοσοφία του υπολογισμού της κατάταξης με κάποια συνάρτηση, άγνωστη ουσιαστικά στα στελέχη που είναι επιφορτισμένα με τη λήψη σχετικών αποφάσεων και που δεν έχουν εμπιστοσύνη στις

προτάσεις των υποδειγμάτων, εφόσον δεν έχουν τη δυνατότητα να τις κατανοήσουν επαρκώς και να τις αιτιολογήσουν ή να τις επεξηγήσουν.

2.2 Μονοδιάστατες στατιστικές μέθοδοι (univariate statistical methods)

Σύμφωνα με την προσέγγιση αυτή, αναζητούνται για ένα στατιστικό δείγμα επιχειρήσεων, οι χρηματοοικονομικοί δείκτες οι οποίοι διαχωρίζουν κατά ένα σημαντικό τρόπο τις επιχειρήσεις που αντιμετωπίζουν σοβαρά προβλήματα αφερεγγυότητας και πληρωμής των χρεών τους από άλλες επιχειρήσεις που δεν αντιμετωπίζουν προβλήματα (δυναμικές και αποδοτικές επιχειρήσεις).

Μερικές βασικές μελέτες που πρότειναν δείκτες σημαντικούς για τη μελλοντική κατάσταση των επιχειρήσεων παρουσιάζονται παρακάτω:

Ο Fitzpatrick (1932) πρότεινε για την πρόβλεψη της πτώχευσης την τάση των κάτωθι δύο δεικτών:

$$\frac{\text{Καθαρά Κέρδη}}{\text{Καθαρή Θέση}} \text{ και } \frac{\text{Καθαρή Θέση}}{\text{Σύνολο Υποχρεώσεων}}$$

Οι Smith και Winakor (1935) πρότειναν τον δείκτη:

$$\frac{\text{Κεφάλαιο Κίνησης}}{\text{Σύνολο Ενεργητικού}}$$

Ο Merwin (1942) σημείωσε την σημαντικότητα των παρακάτω τριών δεικτών:

$$\frac{\text{Κεφάλαιο Κίνησης}}{\text{Σύνολο Ενεργητικού}} \text{ και } \frac{\text{Καθαρή Θέση}}{\text{Σύνολο Υποχρεώσεων}} \text{ και } \frac{\text{Κυκλοφορούν Ενεργητικό}}{\text{Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις}}$$

Ο Beaver (1966) εισήγαγε μία μονομεταβλητή τεχνική για την κατάταξη των επιχειρήσεων ενός δείγματος σε δύο ομάδες με την χρήση χρηματοοικονομικών δεικτών. Σύμφωνα με την τεχνική αυτή, οι μεταβλητές (δείκτες) χρησιμοποιούνται μία-μία και υπολογίζεται μία τιμή-όριο (cut-off score) για καθεμιά από αυτές. Ως τιμή-όριο επιλέγεται η τιμή εκείνη της μεταβλητής που επιτυγχάνει την ελαχιστοποίηση των λαθών κατά το διαχωρισμό των επιχειρήσεων του δείγματος. Στην παρακάτω μελέτη του Beaver χρησιμοποιήθηκε ένα δείγμα από 79 αποτυχημένες βιομηχανικές επιχειρήσεις. Οι επιχειρήσεις αυτές αντιστοιχήθηκαν κατά ζεύγη με 79 υγιείς με κριτήριο το μέγεθος του ενεργητικού τους και τον κλάδο δραστηριότητας και συλλέχθηκαν για το σύνολο των επιχειρήσεων στοιχεία για πέντε έτη. Αποτυχημένες επιχειρήσεις θεωρήθηκαν εκείνες για τις οποίες είχε σημειωθεί: νομική πτώχευση, αδυναμία αποπληρωμής ομολογιακού δανείου, έκδοση αχάλυπτων επιταγών, μη καταβολή μερισμάτων σε προνομιούχες μετοχές. Η επιχείρηση ορίζεται ως μια

δεξαμενή κυκλοφορούντος ενεργητικού που τροφοδοτείται (γεμίζει) από εισροές ρευστών και μειώνεται (αδειάζει) από εκροές ρευστών και η αποτυχία επέρχεται όταν η δεξαμενή αδειάσει εντελώς, δηλαδή η καθαρή θέση της επιχείρησης μηδενιστεί. Με βάση τον παραπάνω ορισμό έγιναν οι ακόλουθες παραδοχές:

1. Όσο μεγαλύτερη είναι η δεξαμενή, τόσο μικρότερη είναι η πιθανότητα αποτυχίας.
2. Όσο μεγαλύτερη είναι η ροή του καθαρού κυκλοφορούντος ενεργητικού, τόσο μικρότερη είναι η πιθανότητα αποτυχίας.
3. Όσο υψηλότερη είναι η δανειακή επιβάρυνση της επιχείρησης, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα αποτυχίας.
4. Όσο μεγαλύτερα είναι τα λειτουργικά έξοδα, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα αποτυχίας.

Οι μέθοδοι που στηρίζονται στη μονοδιάστατη στατιστική παρουσιάζουν ενδιαφέρον γιατί είναι απλές. Η όλη μεθοδολογία τους στηρίζεται στην σύγκριση της τιμής που λαμβάνει η επιχείρηση για το σημαντικό δείκτη με την τιμή αναφοράς (τιμή-όριο) του ίδιου δείκτη. Όμως οι μέθοδοι αυτές, έτυχαν σοβαρών κριτικών σε ένα μεγάλο αριθμό δημοσιεύσεων, παρά την υψηλή ακρίβεια των προβλέψεων του Beaver. Διατυπώθηκε η άποψη ότι η μέθοδος δεν μπορεί να ανταποκριθεί ικανοποιητικά στο πρόβλημα της ταξινόμησης πτωχευμένων και υγιών επιχειρήσεων για το λόγο ότι απαιτείται ένας μεγάλος αριθμός παραγόντων για να περιγραφεί αποτελεσματικά η χρηματοοικονομική κατάσταση και πορεία μίας επιχείρησης, έτσι ώστε κανένας μοναδικός δείκτης δεν μπορεί να θεωρηθεί ότι περιλαμβάνει την απαραίτητη πληροφορία. Ο Edmister (1972) έδειξε ότι η προβλεπτική ικανότητα των αριθμοδεικτών είναι προσθετική και ότι κανένας δείκτης δεν είναι δυνατόν να διαθέτει προβλεπτική ικανότητα ίση με εκείνη που διαθέτει ένας μικρός αριθμός δεικτών που χρησιμοποιούνται μαζί. Βασικό σημείο κριτικής αποτέλεσε, επίσης, το γεγονός ότι η μέθοδος δεν λαμβάνει υπόψη τη συσχέτιση ανάμεσα στους δείκτες και τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ τους.

Παρόλο που τα αποτελέσματα εφαρμογής των μονομεταβλητών μεθόδων, γενικά, δεν έγιναν αποδεκτά, βοήθησαν σημαντικά την έρευνα της φύσης της χρηματοοικονομικής αποτυχίας επιχειρήσεων και την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων. Οι ερευνητές αντιλήφθηκαν ότι η χρηματοοικονομική αποτυχία των επιχειρήσεων εξαρτάται και μπορεί να προκληθεί από πληθώρα διαφορετικών παραγόντων συγχρόνως. Η δυνατότητα όμως των μονομεταβλητών υποδειγμάτων να ανταποκριθούν αποτελεσματικά σε τέτοιου είδους προβλέψεις, εξαρτάται άμεσα από τη διαθεσιμότητα και την ποιότητα των δεδομένων, εφόσον η έλλειψη ή η ανακρίβεια των δεδομένων έχουν ως αποτέλεσμα τη μείωση της δυνατότητας εφαρμογής τους ή της προβλεπτικής τους ικανότητας, αντίστοιχα.

2.3 Πολυμεταβλητές μέθοδοι

2.3.1 Διακριτική ανάλυση (Discriminant Analysis)

Η διακριτική ανάλυση είναι μια πολυμεταβλητή αναλυτική μέθοδος, η οποία έχει χρησιμοποιηθεί αρκετά συχνά και σε ένα μεγάλο αριθμό μελετών, σχετικών με την ανάπτυξη μοντέλων, με σκοπό την πρόβλεψη της μελλοντικής κατάστασης των επιχειρήσεων.

Η μέθοδος αρχικά θεωρεί ότι κάθε επιχείρηση χαρακτηρίζεται από ένα διάνυσμα Y , του οποίου τα στοιχεία είναι μετρήσεις n ανεξάρτητων μεταβλητών (Z_1, Z_2, \dots, Z_n). Και για τις δύο ομάδες επιχειρήσεων οι ανεξάρτητες μεταβλητές κατανέμονται σύμφωνα με μια πολυμεταβλητή κανονικής κατανομής, με διαφορετικούς μέσους, αλλά με ίδιους πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης. Αντικειμενικός σκοπός της μεθόδου είναι η ανάπτυξη ενός γραμμικού συνδυασμού των ανεξάρτητων μεταβλητών, ο οποίος θα μπορεί να μεγιστοποιεί τη διακύμανση μεταξύ των δύο πληθυσμών (ομάδων), σε σχέση με τη διακύμανση μεταξύ των στοιχείων της κάθε ομάδας. Αποτέλεσμα της μεθόδου είναι η ανάπτυξη μιας διακριτικής συνάρτησης (discriminant function), η οποία αποτελείται από το γραμμικό συνδυασμό ενός διανύσματος-τελεστή A ($\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$), ένα σταθερό όρο a_0 και το διάνυσμα των μεταβλητών (χαρακτηριστικών) της επιχείρησης. Έτσι, υπολογίζεται ένα σκορ Y_i για κάθε επιχείρηση i , το οποίο δίνεται από τη σχέση:

$$Y_i = a_0 + a_1 Z_{i1} + a_2 Z_{i2} + \dots + a_n Z_{in}$$

Στη συνέχεια, υπολογίζεται μια τιμή αναφοράς (τιμή-όριο), λαμβάνοντας υπόψη τις a-priori πιθανότητες, μια επιχείρηση να βρίσκεται στη μια ή την άλλη ομάδα, καθώς και το κόστος μιας ενδεχόμενης εσφαλμένης ταξινόμησης. Η σύγκριση του σκορ Y_i κάθε επιχείρησης i με την τιμή αναφοράς δίνει τελικά και την πληροφορία σε ποια ομάδα κατατάσσεται η επιχείρηση.

Πρώτος ο Altman το 1968, πρότεινε την εφαρμογή της διακριτικής ανάλυσης στην πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων. Η μελέτη αυτή παρουσίασε μεγάλο ενδιαφέρον, καθώς ήταν η πρώτη που συσχέτισε την ταξινόμηση των επιχειρήσεων με περισσότερες από μια μεταβλητές. Το 1981 οι Altman et al., παρουσίασαν μια λεπτομερή περιγραφή της μεθόδου και τις χρηματοοικονομικές της εφαρμογές.

Οι Altman et al. (1977), κατασκεύασαν ένα μοντέλο 7 μεταβλητών και η μελέτη αυτή βασίστηκε σε ένα δείγμα από 53 κατασκευαστικές και εμπορικές επιχειρήσεις, που χρεοκόπησαν την περίοδο 1969-1975 και από 58 μη πτωχευμένες επιχειρήσεις του ίδιου τομέα και με δεδομένα από την ίδια χρονική περίοδο. Προκειμένου να βελτιώσουν την

κανονικότητα της κατανομής των μεταβλητών χρησιμοποίησαν λογαριθμικούς μετασχηματισμούς, ενώ για να υπερπηδήσουν την ανάγκη για ισότητα των πινάκων διακύμανσης-συνδιακύμανσης χρησιμοποίησαν την τετραγωνική αντί της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης.

Η εκτενής μελέτη και εφαρμογή της διακριτικής ανάλυσης ανέδειξε από νωρίς τα προβλήματα της μεθόδου. Ο Eisenbeis (1977), παρατήρησε 7 σημαντικά προβλήματα που είναι τα ακόλουθα:

1. Περιοριστικές στατιστικές υποθέσεις σχετικές με την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή την οποία ακολουθούν οι μεταβλητές.
2. Χρήση τετραγωνικής αντί γραμμικής διακριτικής ανάλυσης, όταν οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης είναι άνισοι.
3. Παρερμηνεία του ρόλου των ανεξάρτητων μεταβλητών.
4. Μείωση της διάστασης του προβλήματος εξαιτίας των περικοπών κάποιων κριτηρίων (ποσοτικά ή ποιοτικά) που γίνεται ανεξέλεγκτα από τη μέθοδο.
5. Μη ακριβής καθορισμός των ομάδων.
6. Ακατάλληλες επιλογές των a-priori πιθανοτήτων και του κόστους εσφαλμένων ταξινομήσεων.
7. Προβλήματα στην εκτίμηση του ποσοστού των εσφαλμένων ταξινομήσεων με αποτέλεσμα να υπάρχει ελλιπής πληροφορία για την πραγματική απόδοση του μοντέλου.

Η μέθοδος της διακριτικής ανάλυσης παρέχει στους αποφασίζοντες μια τεχνική διχοτομικής ταξινόμησης των επιχειρήσεων. Αν και σημαντική προσέγγιση αυτή, δεν παρέχει ωστόσο κάποια εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης. Για αυτό και έγινε αντικείμενο έντονης κριτικής, γεγονός το οποίο οδήγησε τους ερευνητές στη μελέτη και ανάπτυξη νέων μοντέλων, ικανών να παρέχουν εκτιμήσεις σχετικά με την ικανότητα μιας επιχείρησης να πτωχεύσει.

2.3.2 Ανάλυση επιβίωσης (Survival Analysis)

Η μέθοδος της ανάλυσης επιβίωσης προτάθηκε για πρώτη φορά στην αξιολόγηση του κινδύνου πτώχευσης από τους Cox και Oakes το 1984. Βασική υπόθεση της μεθόδου είναι το γεγονός ότι και οι πτωχευμένες και οι μη πτωχευμένες επιχειρήσεις προέρχονται από τον ίδιο πληθυσμό. Οι μη πτωχευμένες επιχειρήσεις, λαμβάνονται ως ένα δείγμα ιδιαίτερων παρατηρήσεων. Συμβολίζοντας με T τη χρονική στιγμή κατά την οποία η επιχείρηση αναμένεται να πτωχεύσει και t μια τυχαία χρονική στιγμή, η συνάρτηση επιβίωσης $S(t)$ είναι

η πιθανότητα το $T > t$. Η πιθανότητα μια επιχείρηση να πτωχεύσει μια τυχαία χρονική στιγμή t , πριν από τον υποθετικά προκαθορισμένο χρόνο T , είναι $F(t) = 1 - S(t)$. Η συνάρτηση κινδύνου (hazard function) συμβολίζεται με $h(t)$ και δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$h(t) = \frac{F'(t)}{S(t)} = \frac{[1 - S(t)]'}{S(t)} = -\frac{S'(t)}{S(t)} \quad \text{και} \quad h(t/Z) = h_0 \exp(Z'a)$$

Όπου:

- Z , το διάνυσμα των χαρακτηριστικών.
- a , το διάνυσμα των συντελεστών.

Το διάνυσμα a το οποίο αποτελεί το παραμετρικό μέρος της συνάρτησης, υπολογίζεται με τη χρήση μιας τεχνικής παρόμοιας με αυτή της μέγιστης πιθανοφάνειας (maximum likelihood), ενώ το $h_0(t)$, το μη παραμετρικό μέρος της συνάρτησης, υπολογίζεται θέτοντας $Z=0$. Η συνάρτηση επιβίωσης δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$S(t/Z) = S_0(Z) \exp(aZ) = \exp\left[-\int h_0(u) du\right] \exp(aZ)$$

Τα αποτελέσματα που δίνει η μέθοδος της ανάλυσης επιβίωσης παρέχουν σημαντικές πληροφορίες στους αναλυτές, αποτελώντας έτσι μία αξιόλογη εναλλακτική λύση στην αντιμετώπιση του προβλήματος πτώχευσης, ωστόσο δεν εφαρμόζεται πολύ συχνά.

2.3.3 Γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (Linear probability models)

Το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, χρησιμοποιήθηκε ως εναλλακτική της διακριτικής ανάλυσης. Οι Meyer και Pifer (1970) ήταν οι πρώτοι που χρησιμοποίησαν το υπόδειγμα αυτό, για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας των τραπεζών. Συνιστά δε, μία ειδική περίπτωση παλινδρόμησης ελαχίστων τετραγώνων (Ordinary Least Squares Regression), χρησιμοποιώντας μια δυαδική (0-1) εξαρτημένη μεταβλητή.

Η μέθοδος υποθέτει, ότι η τεχνητή μεταβλητή C , η οποία αναπαριστά την ομάδα στην οποία μπορεί να ανήκει μια επιχείρηση i (υγιής ή πτωχευμένη), είναι ο γραμμικός συνδυασμός των n ανεξάρτητων μεταβλητών (χαρακτηριστικών) της επιχείρησης i . Με μετασχηματισμούς προκύπτει η πιθανότητα P_i της επιχείρησης i , να πτωχεύσει: $P_i = a_0 + a_1 Z_{i1} + a_2 Z_{i2} + \dots + a_n Z_{in}$, όπου $a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$ είναι οι εκτιμήσεις των ελαχίστων τετραγώνων και $Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{in}$, οι n ανεξάρτητες μεταβλητές για την επιχείρηση i .

Σοβαρά στατιστικά προβλήματα αναφέρθηκαν κατά την εφαρμογή του γραμμικού υποδείγματος πιθανότητας. Οι όροι σφάλματος δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή.

Επίσης, οι εκτιμήσεις για την πιθανότητα πτώχευσης είναι δυνατόν να βρίσκονται εκτός του διαστήματος $[0, 1]$. Από την άλλη, συγκρίνοντας τις βασικές υποθέσεις, οι οποίες γίνονται, τόσο στη μέθοδο της διακριτικής ανάλυσης, όσο και στο γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, διαπιστώνεται ότι ενώ είναι διαφορετικές, τα αποτελέσματα που δίνουν είναι τα ίδια. Αυτό ίσως και να εξηγεί και την περιορισμένη μέχρι τώρα εφαρμογή τους στο πρόβλημα της πρόβλεψης της πτώχευσης των επιχειρήσεων. Παρόλα αυτά υπάρχουν μελέτες στις οποίες τα γραμμικά πιθανοτικά μοντέλα προτιμούνται της διακριτικής ανάλυσης για την εύκολη χρήση τους.

2.3.4 Λογιστικό και κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (Logit and probit analysis)

Το λογιστικό και κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας και γενικότερα, τα πολυμεταβλητά υπό συνθήκη πιθανοτικά μοντέλα, βασίζονται σε μία αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας, η τιμή της οποίας δίνει την πιθανότητα μια επιχείρηση να ανήκει στην ομάδα των υγιών ή των πτωχευμένων.

Στο λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας, η πιθανότητα μια επιχείρηση i , να πτωχεύσει, δεδομένου των χρηματοοικονομικών της χαρακτηριστικών, είναι: $P(X_i, \hat{\alpha}) = F(\tilde{a} + \hat{a}X_i)$,

όπου $F(\tilde{a} + \hat{a}X_i)$ είναι η αθροιστική λογιστική συνάρτηση: $F(\tilde{a} + \hat{a}X_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\tilde{a} + \hat{a}X_i)}}$ και

X_i είναι το διάνυσμα των χαρακτηριστικών της επιχείρησης i .

Το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας παρέχει την πιθανότητα $P(X_i, \hat{\alpha})$ μια επιχείρηση να πτωχεύσει. Με βάση τη σύγκριση αυτής της πιθανότητας με μια πιθανότητα-όριο, κατατάσσεται μια επιχείρηση ως πτωχευμένη ή μη, στοχεύοντας ταυτόχρονα στην ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων τύπου I (μια πτωχευμένη επιχείρηση να ταξινομηθεί στις μη πτωχευμένες) και τύπου II (μια μη πτωχευμένη επιχείρηση να χαρακτηριστεί ως πτωχευμένη). Οι συντελεστές του μοντέλου υπολογίζονται μεγιστοποιώντας τη λογαριθμική συνάρτηση πιθανότητας.

Τα λογιστικά υποδείγματα πιθανότητας χρησιμοποιήθηκαν πρώτη φορά για την πρόβλεψη της πτώχευσης των τραπεζών από τον Martin (1977) και για την πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων από τον Ohlson (1980). Φαίνεται μάλιστα, από τις μέχρι τώρα εφαρμογές τους, ότι βρήκαν γενικότερη αποδοχή από την διακριτική ανάλυση, ίσως λόγω των περιορισμών που θέτει η χρήση της τελευταίας. Κάποιες σχετικές μελέτες που έγιναν δεν απέδειξαν κάποια μεγαλύτερη ακρίβεια στα αποτελέσματα ταξινόμησης, σε σχέση με τα αποτελέσματα τα οποία επιτυγχάνονται μέσω της διακριτικής ανάλυσης.

Το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας είναι παρόμοιο με το λογιστικό. Η κύρια διαφορά τους είναι ότι για τον υπολογισμό της πιθανότητας $P(X_i, \hat{\alpha})$ χρησιμοποιείται η αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας της κανονικής κατανομής:

$$F(\tilde{a} + \hat{a}X_i) = \int_{-\infty}^{\tilde{a} + \hat{a}X_i} \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} e^{-z^2/2} dz$$

Η εκτιμήτρια μέγιστης πιθανοφάνειας χρησιμοποιείται όπως καις την περίπτωση του λογιστικού υποδείγματος για την εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου. Πάντως, το κανονικό υπόδειγμα απαιτεί περισσότερους και πολυπλοκότερους υπολογισμούς κατά την εφαρμογή του, καθώς περιέχει μη γραμμικές εκτιμήσεις και αυτό το καθιστά λιγότερο εύχρηστο σε σχέση με το λογιστικό υπόδειγμα.

2.3.5 Αναδρομικός αλγόριθμος διαφοροποίησης (recursive partitioning algorithm)

Πρόκειται για μια μη παραμετρική τεχνική ταξινόμησης, η οποία προτάθηκε για πρώτη φορά στον χώρο της πτώχευσης των επιχειρήσεων από τους Frydman et al. (1985). Προκειμένου να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος χρειάζονται ένα συγκεκριμένο δείγμα επιχειρήσεων, τα χρηματοοικονομικά τους χαρακτηριστικά, ο ακριβής αριθμός των ομάδων στις οποίες πρόκειται να ταξινομηθούν οι επιχειρήσεις αυτές (πτωχευμένες ή υγιείς), οι a-priori πιθανότητες μια επιχείρηση να βρísκεται στη μία ή στην άλλη ομάδα και το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης.

Βάσει των δεδομένων αυτών, σκοπός της μεθόδου είναι η ανάπτυξη ενός δυαδικού δέντρου ταξινόμησης των επιχειρήσεων στις προκαθορισμένες ομάδες. Η ρίζα αυτού του δέντρου περιέχει το σύνολο των επιχειρήσεων. Σε ένα πρώτο επίπεδο του δέντρου, η μέθοδος δημιουργεί δύο κόμβους στους οποίους διαχωρίζονται οι επιχειρήσεις βάσει ενός βέλτιστου κανόνα απόφασης που επιλέγεται από τη μέθοδο. Η ίδια διαδικασία ανάπτυξης του δέντρου επαναλαμβάνεται, έτσι ώστε τελικά το δέντρο να είναι σε θέση να ταξινομεί όλες τις επιχειρήσεις. Σε κάθε στάδιο ανάπτυξης του δυαδικού δέντρου, το κριτήριο επιλογής του κατάλληλου κανόνα απόφασης είναι το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης $R(t)$, το οποίο δίνεται από τη σχέση:

$$R(t) = (C_{21} + C_{12})P_1P_2 \frac{1}{p(t)} \frac{n_2(t)}{N_2} \frac{n_1(t)}{N_1}$$

Όπου:

- N_1, N_2 : Ο ολικός αριθμός των επιχειρήσεων (πτωχευμένων ή μη) σε κάθε ομάδα.
- $n_1(t), n_2(t)$: Ο αριθμός των πτωχευμένων και μη επιχειρήσεων στον κόμβο t .

- C_{21} : Το κόστος του σφάλματος τύπου II.
- C_{12} : Το κόστος του σφάλματος τύπου I.
- P_1, P_2 : Οι a-priori πιθανότητες μια επιχείρηση να ανήκει στις μια από τις δύο ομάδες.
- $p(t)$: Η πιθανότητα ταξινόμησης μιας επιχείρησης στον κόμβο t .

Οι κανόνες που αναπτύσσονται μέσω της παραπάνω διαδικασίας είναι μονοδιάστατοι. Δηλαδή, περιέχουν τη σύγκριση της τιμής που παρουσιάζει μια επιχείρηση για ένα συγκεκριμένο χρηματοοικονομικό κριτήριο με την τιμή αναφοράς (τιμή-όριο) του ίδιου κριτηρίου. Βέβαια, είναι δυνατόν ο ίδιος κανόνας να εξετάζει περισσότερα από ένα κριτήρια. Αλλά στην περίπτωση αυτή οι κανόνες που αναπτύσσονται γίνονται πολύπλοκοι και η ερμηνεία τους ιδιαίτερα δύσκολη.

Έχοντας αναπτύξει το δυαδικό δέντρο απόφασης και τους αντίστοιχους κανόνες, η ταξινόμηση νέων επιχειρήσεων γίνεται βάσει των κανόνων, οι οποίοι επαληθεύονται από τα συγκεκριμένα χρηματοοικονομικά στοιχεία της επιχείρησης. Με τον τρόπο αυτό, η επιχείρηση τελικά καταλήγει σε έναν από τους τελικούς κόμβους του δυαδικού δέντρου και κατατάσσεται έτσι σε μια από τις προκαθορισμένες ομάδες με μια συγκεκριμένη πιθανότητα.

Το βασικό πλεονέκτημα της μεθόδου είναι η απλότητα και η ευκολία με την οποία δίνεται η απάντηση στο πρόβλημα της πτώχευσης για μια συγκεκριμένη επιχείρηση. Από την άλλη πλευρά, ο τρόπος λειτουργίας της μεθόδου δεν επιτρέπει την επανεξέταση των προηγούμενων ταξινομήσεων, στην περίπτωση όπου οι νέοι κανόνες ταξινόμησης καταχωρηθούν στο μοντέλο. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την πιθανή επανεμφάνιση μιας μεταβλητής σε επόμενο στάδιο της διαδικασίας με διαφορετική τιμή αναφοράς. Στην περίπτωση βέβαια, που οι κανόνες απόφασης δεν είναι μονοδιάστατοι, αλλά περιέχουν γραμμικούς συνδυασμούς των μεταβλητών (χαρακτηριστικών) της επιχείρησης, τότε η εκτίμηση του δέντρου γίνεται πολύ δύσκολη, ενώ το μοντέλο δεν μπορεί εύκολα να δώσει αποτελέσματα σχετικά με την πτώχευση.

Το συμπέρασμα, λοιπόν, είναι ότι η μέθοδος του αναδρομικού αλγορίθμου διαφοροποίησης μπορεί και κατατάσσει τις επιχειρήσεις σε κατηγορίες κινδύνου, χωρίς όμως να επιτρέπει συγκρίσεις μεταξύ των επιχειρήσεων της ίδιας κατηγορίας, κάνοντας έτσι δύσκολη την εκτίμηση των επιδόσεών τους.

2.3.6 Μαθηματικός προγραμματισμός (mathematical programming)

Βασική αιτία που οδήγησε στην ανάπτυξη μοντέλων μαθηματικού προγραμματισμού ήταν η ανάγκη για αποφυγή των υποθέσεων και των περιορισμών που έθετε η μέθοδος της

διακριτικής ανάλυσης, βελτιώνοντας παράλληλα την ακρίβεια ταξινόμησης διαφόρων ειδών, σε δύο ή περισσότερες ομάδες. Τυποποιώντας τις διαφορές μεταξύ των στοιχείων της ίδιας ομάδας και τις διαφορές μεταξύ των στοιχείων των δύο ομάδων με μαθηματικές σχέσεις, το μοντέλο θέτει μια τιμή-όριο για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων σε ομάδες.

Το μοντέλο δημιουργεί ένα υπερπίπεδο της μορφής $Ax = b$. Δίνοντας τον αριθμό n των μεταβλητών που χαρακτηρίζουν μια επιχείρηση $A_i (i = 0, 1, 2, \dots, n)$ και τις ομάδες C_1 και C_2 , στις οποίες πρέπει να ταξινομηθούν οι επιχειρήσεις, η μέθοδος αναζητεί μια τιμή-όριο b και ένα γραμμικό συνδυασμό των μεταβλητών A_i , ο οποίος θα πρέπει να μεγιστοποιεί την τιμή των αποστάσεων των σωστά ταξινομημένων επιχειρήσεων και να ελαχιστοποιεί τον βαθμό στον οποίο οι εσφαλμένα ταξινομημένες επιχειρήσεις παραβιάζουν το παρακάτω όριο:

$$\text{Min} \left\{ \sum_{i=1}^n p_i a_i - \sum_{i=1}^n q_i d_i \right\}$$

υπό τους περιορισμούς :

$$A_i x + d_i \leq b + a_i, A_i \in C_1$$

$$A_i x + d_i \geq b + a_i, A_i \in C_2$$

$$b + \sum x_i = M$$

Αυτός ο τελευταίος περιορισμός προστίθεται στο μοντέλο ως περιορισμός κανονικοποίησης προκειμένου η μέθοδος να δίνει λογικά αποτελέσματα. Το a_i είναι ο βαθμός στον οποίο μια επιχείρηση A_i παραβιάζει το όριο, ενώ το d_i η απόσταση των σωστά ταξινομημένων επιχειρήσεων από το όριο αυτό ($a_i, d_i \geq 0$). Τα p_i και q_i είναι τα βάρη για τα a_i και d_i αντίστοιχα, ενώ τα x και b είναι ανεξάρτητα περιορισμού πρόσημου.

Κατά γενική ορολογία, οι μέθοδοι ταξινόμησης μαθηματικού προγραμματισμού, παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα από αυτά της διακριτικής ανάλυσης. Παρόλα αυτά, σε μερικές μελέτες, αναδεικνύεται ακριβώς το αντίθετο συμπέρασμα, επισημαίνοντας μάλιστα ορισμένες αδυναμίες της μεθόδου, όπως η ευαισθησία του αρχικού δείγματος, η αυθαίρετη και όχι πολύ χρήσιμη ταξινόμηση.

2.3.7 Έμπειρα συστήματα (expert systems)

Η αλματώδης πρόοδος της πληροφορικής που οδήγησε στην εμφάνιση της τεχνητής νοημοσύνης, έδωσε τα μέσα στους ερευνητές για την ανάπτυξη και τον σχεδιασμό νέων ευφυών πληροφοριακών συστημάτων. Τα συστήματα αυτά είναι ικανά να εξάγουν συμπεράσματα μέσα από μια διαδικασία, παρόμοια με αυτή που θα χρησιμοποιούσε ένας

ειδικός. Ένα έμπειρο σύστημα έχει τη δυνατότητα να αναπαριστά γνώση, η οποία αντλείται, είτε με μεθόδους επαγωγικής μάθησης (inductive learning) από το ίδιο το σύστημα, είτε δίνεται στο σύστημα με τη βοήθεια ειδικών χρηματοοικονομικών αναλυτών από τον τραπεζικό και ακαδημαϊκό χώρο ή μέσα από τη διεθνή βιβλιογραφία. Η αναπαράσταση της αποκτηθείσας γνώσης γίνεται στη βάση γνώσης του συστήματος, με τη βοήθεια κανόνων παραγωγής (production rules), δικτύων (networks) ή πλαισίων (frames) (Zopounidis et al., 1996). Ένας κανόνας παραγωγής έχει αυτή τη μορφή:

ΕΑΝ συνθήκες TOTE συμπεράσματα

Το μέρος των συνθηκών μπορεί να περιλαμβάνει μια απλή συνθήκη ή ένα σύνολο απλών συνθηκών, συνδυασμένων με λογικούς τελεστές ή και όχι. Εάν ικανοποιούνται όλες οι συνθήκες, τότε επαληθεύεται και ο κανόνας, οπότε εκτελούνται οι ενέργειες που περιλαμβάνονται στο μέρος του συμπεράσματος.

Η αξιοποίηση της γνώσης η οποία έχει αναπαρασταθεί στη βάση γνώσης του έμπειρου συστήματος προκειμένου να γίνει δυνατή η εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικών με τη βιωσιμότητα των επιχειρήσεων, γίνεται από τον μηχανισμό εξαγωγής συμπερασμάτων. Η λειτουργία του μηχανισμού εξαγωγής συμπερασμάτων στηρίζεται, είτε στη μέθοδο της ανάστροφης συλλογιστικής, είτε στη μέθοδο της ορθής συλλογιστικής. Κατά την πρώτη μέθοδο, το σύστημα ελέγχει τη βάση γνώσης προσπαθώντας να διαπιστώσει εάν ένα συγκεκριμένο αποτέλεσμα επιβεβαιώνεται ή όχι από τα υπάρχοντα δεδομένα του προβλήματος. Στη δεύτερη περίπτωση, το σύστημα, έχοντας κάποια δεδομένα στη διάθεσή του, ψάχνει σε αλληλεπίδραση με τη βάση γνώσης εκείνα τα αποτελέσματα στα οποία τον οδηγούν τα συγκεκριμένα δεδομένα.

Αν και τα έμπειρα συστήματα είναι ιδιαίτερα χρήσιμα, αφού παρέχουν λύσεις και προτάσεις, όπως αυτές που θα παρέχονταν από έναν ειδικό, επεξηγώντας μάλιστα και τον τρόπο με τον οποίο κατέληξαν στα συμπεράσματα αυτά, παρουσιάζουν ωστόσο συγκεκριμένα προβλήματα και περιορισμούς. Ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα που παρουσιάζουν κατά την ανάπτυξή τους τα έμπειρα συστήματα, είναι η αναπαράσταση της αντλούμενης γνώσης στο σύστημα. Ο ανθρώπινος τρόπος σκέψης είναι αρκετά πολύπλοκος, ώστε να είναι εφικτή μια πιστή αναπαράστασή του, σε ένα οποιοδήποτε μοντέλο.

Έχουν γίνει αρκετές μελέτες για την αντιμετώπιση του προβλήματος της πτώχευσης και της εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου με την χρήση έμπειρων συστημάτων. Οι Messier και Hansen (1988) χρησιμοποιώντας μια μέθοδο καθοδηγούμενη από τα δεδομένα προσπάθησαν να κατασκευάσουν ένα έμπειρο σύστημα με σκοπό την πρόβλεψη της πτώχευσης. Μελέτες, όπως αυτές των Bouwman (1983), Duchessi και Belardo (1987), Shaw

και Gentry (1988), Srinivasan και Ruparel (1990), είναι μερικές από εκείνες που επικεντρώθηκαν γύρω από το πρόβλημα της εκτίμησης του πιστωτικού κινδύνου.

2.3.8 Πολυκριτήριες μέθοδοι υποστήριξης αποφάσεων (multicriteria decision aid methods)

Η πορεία και η εξέλιξη των επιχειρήσεων καθορίζεται από πολλούς μη χρηματοοικονομικούς παράγοντες. Η σωστή διοίκηση της επιχείρησης από τους διευθύνοντες, η κατάλληλη εκπαίδευση και η απαιτούμενη εμπειρία του προσωπικού, το επίπεδο έρευνας και ανάπτυξης, οι τάσεις της αγοράς, η ανταγωνιστική θέση της επιχείρησης στην αγορά είναι μερικά από τα κριτήρια εκείνα τα οποία πρέπει να λαμβάνονται υπόψη παράλληλα με τα χρηματοοικονομικά στοιχεία μιας επιχείρησης, ώστε με αυτόν τον τρόπο να επιτυγχάνεται μία, όσο το δυνατόν, πληρέστερη και πιο ακριβή εκτίμηση.

Τέτοιοι παράγοντες όμως είναι δύσκολο να ποσοτικοποιηθούν μέσα από τα κλασσικά στατιστικά μοντέλα. Η λύση στο πρόβλημα αυτό ήρθε από τον χώρο της πολυκριτήριας ανάλυσης αποφάσεων. Η πολυκριτήρια ανάλυση αποφάσεων παρέχει μια ευρεία σειρά εργαλείων και τεχνικών, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου και του κινδύνου πτώχευσης των επιχειρήσεων. Βασικό κοινό χαρακτηριστικό και κύριος στόχος όλων αυτών των τεχνικών είναι η υποστήριξη του αποφασίζοντα και του χρηματοοικονομικού/ πιστωτικού αναλυτή και όχι η αντικατάστασή του από ένα αυστηρό μαθηματικό μοντέλο. Για να γίνει αυτό δυνατό, 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. Ορισμένες ερευνητικές εργασίες, οι οποίες βασίζονται στη μεθοδολογική αυτή προσέγγιση για την εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης των επιχειρήσεων παρουσιάστηκαν από τους Dimitra et al. (1995), Zorounidis (1987), Zorounidis και Doumpos (1999).

Η αξιοποίηση των δυνατοτήτων που παρέχει η πολυκριτήρια ανάλυση αποφάσεων μπορεί να γίνει δυνατή μέσω της ανάπτυξης και υλοποίησης των πολυκριτήριων συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων, τα οποία αποτελούν μια ειδική κατηγορία των συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων (ΣΥΑ).

Ένας πλήρης ορισμός των ΣΥΑ δίνεται από τους Zorounidi et al. (1996).

Ένα Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων (ΣΥΑ) είναι μια σύζευξη ανθρώπου και μηχανής, στα πλαίσια της οποίας ο αποφασίζων χρησιμοποιεί ένα σύνολο από μεθόδους, άλλες περισσότερες και άλλες λιγότερο μορφοποιημένες, με σκοπό τη διερεύνηση του περιβάλλοντος ενός προβλήματος

χαμηλού βαθμού δόμησης και τη λήψη μιας απόφασης μέσα από μια διαδικασία ενίσχυσης της συλλογιστικής του.

Σημαντικό χαρακτηριστικό των πολυκριτήριων ΣΥΑ είναι ότι επιτρέπουν στον χρήστη να επικοινωνεί με το σύστημα οποιοδήποτε στιγμή, θέτοντας τις παραμέτρους του προβλήματος και τα δεδομένα που θέλει κάθε φορά να χρησιμοποιηθούν. Τα βασικά τους μέρη είναι δύο: η βάση δεδομένων και η βάση μοντέλων (συνήθως χρηματοοικονομικών).

Στη βάση δεδομένων περιέχονται οι βασικές χρηματοοικονομικές καταστάσεις μιας επιχείρησης (ισολογισμοί, λογαριασμός αποτελεσμάτων χρήσης), καθώς και κάποιες ποιοτικές πληροφορίες (τεχνολογικός εξοπλισμός, ποιότητα μάνατζμεντ, οργάνωση).

Στη βάση μοντέλων μπορούν να περιέχονται στοιχεία από την θεωρία της χρηματοοικονομικής ανάλυσης (χρηματοοικονομικοί δείκτες, διαφορικός ισολογισμός, τεχνικές χρηματοοικονομικής πρόβλεψης), όπως επίσης και μέθοδοι υπολογισμού της επίδοσης των επιχειρήσεων (διακριτική ανάλυση, πολυκριτήριες μέθοδοι ανάλυσης αποφάσεων).

Ορισμένα χαρακτηριστικά παραδείγματα πολυκριτήριων ΣΥΑ, τα οποία έχουν παρουσιαστεί στη διεθνή βιβλιογραφία για την εκτίμηση των επιδόσεων και της βιωσιμότητας των επιχειρήσεων είναι τα συστήματα BANKADVISER (Mareschal and Brans, 1991), το σύστημα για την χρηματοδότηση επιχειρήσεων από μια ελληνική τράπεζα ανάπτυξης που πρότειναν οι Zorounidis et al. (1992), το σύστημα FINEVA που προτάθηκε από τους Siskos et al. (1994) και Zorounidis et al. (1996) και τέλος, το σύστημα FINCLAS από τους Zorounidis και Doumpos (1998).

2.3.8.1 Προσεγγιστικά σύνολα (Rough sets)

Μια ξεχωριστή προσέγγιση στον χώρο της πολυκριτήριας ανάλυσης αποφάσεων είναι αυτή των προσεγγιστικών συνόλων (rough sets). Η θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων στηρίζεται στην αδυναμία διάκρισης και ταξινόμησης αντικειμένων σε κατηγορίες με τη βοήθεια της διαθέσιμης πληροφορίας, όταν αυτή είναι ατελής ή τμηματική και προκαλεί δυσδιακριτότητα μεταξύ των αντικειμένων.

Η σχέση δυσδιακριτότητας χρησιμοποιείται για να προσδιορίσει δύο κύριες προσεγγίσεις των αντικειμένων από τα δεδομένα: την κάτω (lower) και την άνω (upper) προσέγγιση ενός συνόλου αντικειμένων. Με τη χρήση της κάτω και άνω προσέγγισης ενός συνόλου μπορούν να προσδιοριστούν η ακρίβεια (accuracy) και η ποιότητα (quality) της προσέγγισης. Αυτοί είναι αριθμοί στο διάστημα $[0,1]$ που προσδιορίζουν πόσο καλά μπορεί να περιγραφεί το υπό εξέταση σύνολο αντικειμένων, χρησιμοποιώντας τις διαθέσιμες πληροφορίες.

Τα βασικά σημεία της θεωρίας των προσεγγιστικών συνόλων είναι δυνατό να συνοψισθούν στα εξής:

- Εκτίμηση της σημαντικότητας των κριτηρίων σε σχέση με τα αντικείμενα και τις αποφάσεις.
- Εξάλειψη όλων των πλεοναστικών αντικειμένων και κριτηρίων με στόχο τον προσδιορισμό των ελαχίστων συνόλων κριτηρίων που προσεγγίζουν με ακρίβεια την κατάταξη που προσδιορίζουν οι αποφάσεις.
- Ανάπτυξη υποδειγμάτων με βάση τα πλέον αντιπροσωπευτικά αντικείμενα σε συγκεκριμένες κατηγορίες προβλημάτων.
- Αναπαράσταση των σχέσεων ανάμεσα στα αντικείμενα και τις αποφάσεις στη μορφή ενός συνόλου κανόνων απόφασης της μορφής “Αν ... Τότε ...”.

Με την έννοια πληροφοριακό σύστημα εννοείται το τετραπλό $S=(U, Q, V, F)$ όπου: U είναι ένα ορισμένο σύνολο αντικειμένων (π.χ. επιχειρήσεις), Q είναι ένα ορισμένο σύνολο κριτηρίων εκτίμησης των αντικειμένων (π.χ. χρηματοοικονομικοί δείκτες), V_q είναι ο χώρος που ορίζεται το κριτήριο q του συνόλου Q των κριτηρίων, V είναι η ένωση όλων των V_q και $f:U \times Q \rightarrow V$ είναι μία συνάρτηση τέτοια ώστε $f(q,v) \in V_q \forall q,x$. Η συνάρτηση f ονομάζεται συνάρτηση πληροφορίας (information function). Για ένα υποσύνολο P του Q , με $x,y \in U$ ορίζεται ότι τα αντικείμενα x, y είναι δυσδιάκριτα με βάση το σύνολο των κριτηρίων P , αν και μόνο αν $f(x,q) = f(y,q), \forall q \in P$ δηλαδή, όταν τα αντικείμενα έχουν ίσες τιμές για όλα τα κριτήρια P . Η σχέση δυσδιακρίτοτητας συμβολίζεται I_p και είναι μια δυαδική σχέση ισοδυναμίας στο U για κάθε σύνολο κριτηρίων $P \subseteq U$.

Ορίζεται ως κάτω προσέγγιση (lower approximation) του συνόλου X στο S το σύνολο $\underline{P}X$ το οποίο περιλαμβάνει όλα εκείνα τα στοιχεία του U , τα οποία κατατάσσονται με βεβαιότητα ως στοιχεία του X με βάση τα κριτήρια του P , δηλαδή $\underline{P}X = \{x \in U : [x]_p \subseteq X\}$. Επίσης, ορίζεται ως άνω προσέγγιση (upper approximation) του συνόλου X στο S το σύνολο $\overline{P}X$ το οποίο περιλαμβάνει όλα τα στοιχεία του U που πιθανώς κατατάσσονται ως στοιχεία του X με βάση τα κριτήρια του P : $\overline{P}X = \{x \in U : [x]_p \cap X \neq \emptyset\}$. Το σύνολο $Bn_p(X) = \overline{P}X - \underline{P}X$ ονομάζεται P -οριοθετημένη περιοχή του X στο S ή P -περιοχή αμφιβολίας του συνόλου X , επειδή ακριβώς δεν είναι δυνατό, αποκλειστικά και μόνο με βάση τις περιγραφές των P -στοιχειωδών συνόλων, να ορισθεί με βεβαιότητα αν ένα αντικείμενο, το οποίο ανήκει στο σύνολο $Bn_p(X)$, ανήκει στο X .

Ένα μέτρο του βαθμού βεβαιότητας της εκτίμησης για το εάν αντικείμενα που είναι μέλη του συνόλου U είναι επίσης και μέλη του υποσυνόλου X είναι ο δείκτης διάκρισης $a_p(X)$ του P που ορίζεται ως:

$$a_p(X) = \frac{(\text{αριθμός αντικειμένων στο } U) - \dots}{\dots}$$

Ορίζεται ότι το σύνολο των κριτηρίων $R \subseteq Q$ εξαρτάται από το σύνολο των κριτηρίων $P \subseteq U$ στο S (συμβολισμός: $P \rightarrow R$) αν κάθε ισοδύναμη τάξη που παράγεται από το P περιλαμβάνεται σε κάποια ισοδύναμη τάξη που παράγεται από το R , δηλαδή $P \rightarrow R \Leftrightarrow I_P \subseteq I_R$.

Η μείωση των κριτηρίων έτσι ώστε το υποσύνολο που προκύπτει να παρέχει την ίδια ποιότητα ταξινόμησης με το σύνολο των κριτηρίων οδηγεί στον ορισμό των ελαχίστων συνόλων του συστήματος και του πυρήνα που είναι η τομή των ελαχίστων συνόλων. Ο αλγόριθμος κανόνων απόφασης της μορφής “Αν ... Τότε ...” από μία μείωση του πληροφοριακού συστήματος είναι δυνατό να προκύψει με μια σχετικά απλή μέθοδο.

Κατά την ταξινόμηση νέων αντικειμένων είναι δυνατό το νέο αντικείμενο να μην αντιστοιχεί ακριβώς σε κανέναν από τους κανόνες απόφασης. Στην περίπτωση αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί κάποιο μέτρο απόστασης που υπάρχει ανάμεσα στην περιγραφή του αντικειμένου και τους κανόνες του αλγορίθμου απόφασης. Αν προσδιοριστεί η εγγύτητα του αντικειμένου προς καθέναν από τους κανόνες είναι δυνατός και ο προσδιορισμός της απόφασης.

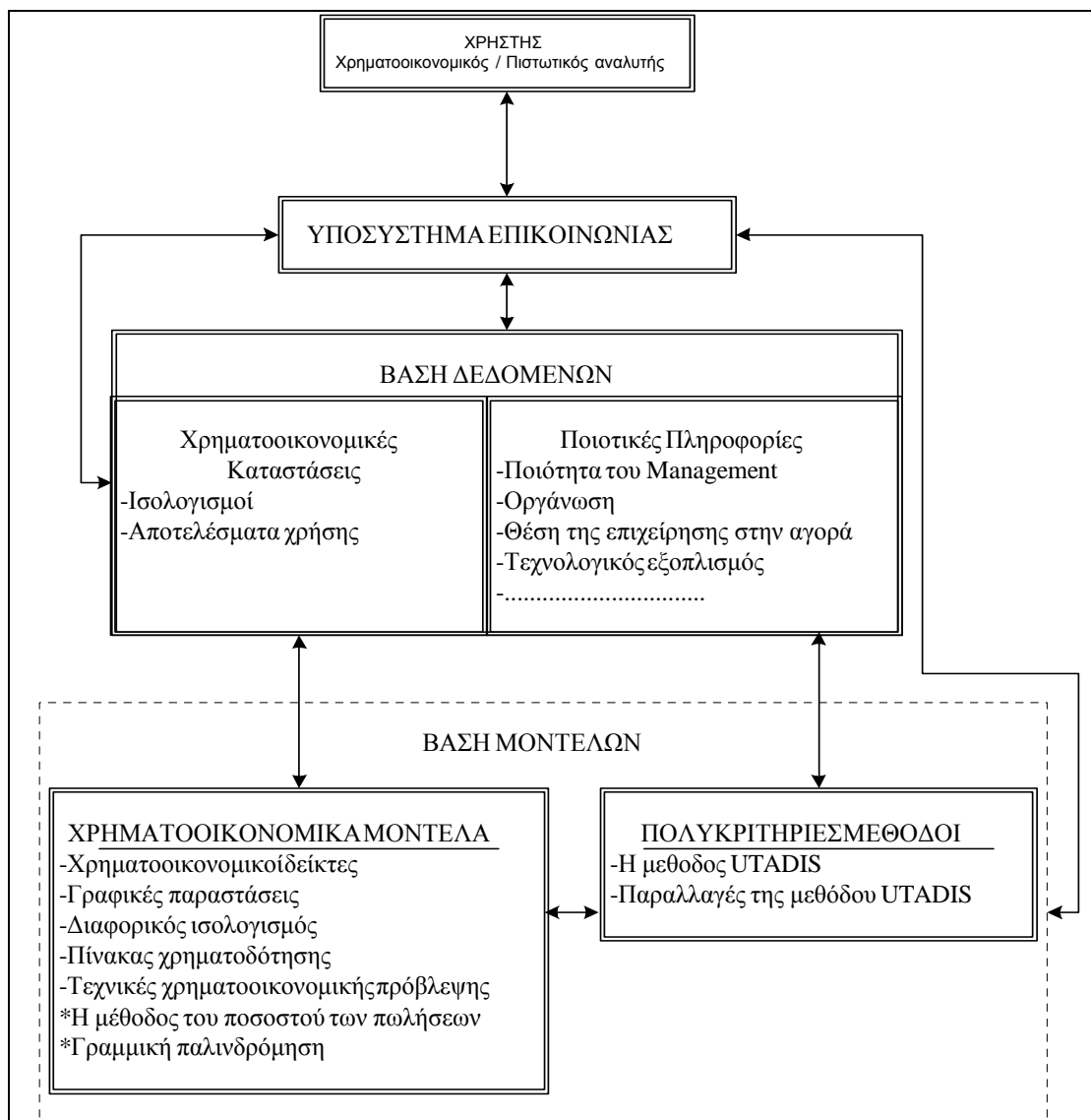
Σε σχέση με τις παλιότερες μεθόδους, η μέθοδος των προσεγγιστικών συνόλων παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα:

- Ανακαλύπτει σημαντικές σχέσεις μέσα στα δεδομένα και τις παρουσιάζει με τη μορφή της φυσικής γλώσσας κανόνων.
- Χρησιμοποιεί τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά κριτήρια και προσδιορίζει τη χρησιμότητά τους στην ταξινόμηση.
- Μπορεί να συμβάλλει στην ελαχιστοποίηση του απαιτούμενου χρόνου και κόστους της διαδικασίας υποστήριξης αποφάσεων.
- Προσφέρει διαφάνεια και τεκμηρίωση των αποφάσεων.
- Λαμβάνει υπόψη τις απόψεις και προτιμήσεις του αποφασίζοντα.
- Μπορεί να ενσωματωθεί σε Σ.Υ.Α. για την αξιολόγηση της βιωσιμότητας επιχειρήσεων.

2.3.8.2 Το σύστημα FINCLAS

Το σύστημα FINCLAS (FINancial CLASsification, Zopounidis and Doumplos,1998) αποσκοπεί στην παροχή ολοκληρωμένης υποστήριξης στους αποφασίζοντες χρηματοοικονομικούς και πιστωτικούς αναλυτές τραπεζών, πιστωτικών ιδρυμάτων, επιχειρήσεων και οργανισμών, κατά τη διαδικασία λήψης κάθε είδους χρηματοοικονομικών αποφάσεων. Βασικό εργαλείο του συστήματος αποτελεί η πολυκριτήρια μέθοδος UTADIS καθώς και δυο παραλλαγές της, μέσω των οποίων επιτυγχάνεται η ταξινόμηση των διαφόρων εναλλακτικών ενεργειών (επιχειρήσεις, αιτήσεις χορήγησης δανείων, επενδυτικά έργα κ.λ.π.) σε ομογενείς ομάδες κινδύνου (Zopounidis and Doumplos,1997α, Zopounidis and Doumplos,1997β).

Η δομή του συστήματος FINCLAS, τα επιμέρους τμήματα από τα οποία αποτελείται και ο τρόπος με τον οποίο αυτά αλληλεπιδρούν παρουσιάζονται στο σχήμα.



Σχήμα 2.1: Η δομή του συστήματος FINCLAS (Πηγή: Zorounidis and Doumplos, 1998)

Μέσω του φιλικού υποσυστήματος επικοινωνίας, ο αποφασίζων μπορεί εύκολα να επικοινωνήσει με το σύστημα ενώ παράλληλα επιτυγχάνεται η ομαλή επικοινωνία μεταξύ της βάσης δεδομένων του συστήματος και της βάσης μοντέλων. Η βάση δεδομένων περιλαμβάνει χρηματοοικονομικά στοιχεία που μπορούν να αντληθούν από τις βασικές χρηματοοικονομικές καταστάσεις αλλά και ποιοτικές πληροφορίες (ποιότητα της διοίκησης, οργάνωση, θέση της επιχείρησης στην αγορά κ.λ.π.). Η βάση των χρηματοοικονομικών μοντέλων του συστήματος FINCLAS περιλαμβάνει πάνω από 30 χρηματοοικονομικούς δείκτες (αποδοτικότητα, φερεγγυότητα, ρευστότητα, επίδοσης στη διαχείριση) τον διαφορικό ισολογισμό, τον πίνακα χρηματοδότησης, τη μέθοδο γραμμικής παλινδρόμησης, παρέχοντας έτσι την απαραίτητη υποστήριξη στον αποφασίζοντα κατά τον καθορισμό των βασικών χρηματοοικονομικών χαρακτηριστικών των επιχειρήσεων.

Ο πίνακας χρηματοδότησης αποτελεί ένα εργαλείο δυναμικής ανάλυσης των ροών κεφαλαίων (εισροές και εκροές) μιας επιχείρησης καθώς και των επιδράσεων των ροών αυτών στη χρηματοοικονομική θέση των επιχειρήσεων. Μερικές σημαντικές πληροφορίες που παρέχει ο πίνακας χρηματοδότησης είναι:

- Το ποσό των κεφαλαίων που χρησιμοποιήθηκαν για την πραγματοποίηση επενδύσεων και τον τρόπο με τον οποίο κατανεμήθηκαν τα κεφάλαια αυτά για την πραγματοποίηση ενσώματων ή ασώματων επενδύσεων.
- Το ύψος του περιθωρίου αυτοχρηματοδότησης.
- Το ύψος των μερισμάτων.
- Τις μεταβολές του κεφαλαίου κίνησης, των αναγκών σε κεφάλαιο κίνησης και του ταμειακού αποτελέσματος μεταξύ δυο διαδοχικών οικονομικών χρήσεων.

Επιπλέον μέσω του πίνακα χρηματοδότησης μπορούν να υπολογιστούν ορισμένοι επιπλέον σημαντικοί χρηματοοικονομικοί δείκτες, όπως οι δείκτες «περιθώριο αυτοχρηματοδότησης / επενδύσεις σε πάγια στοιχεία» και «μερίσματα / περιθώριο αυτοχρηματοδότησης». Τέλος ο πίνακας χρηματοδότησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο ελέγχου των επενδύσεων της επιχείρησης εξετάζοντας εκ των υστέρων τα αποτελέσματα του χρηματοοικονομικού προγραμματισμού (Financial Planning) που έχει καταστρώσει η επιχείρηση σε σχέση με τα αναμενόμενα αποτελέσματα των επενδύσεών της.

Η μέθοδος παλινδρόμησης είναι μια ευρύτατα διαδεδομένη στατιστική μέθοδος που χρησιμοποιείται στο χώρο της πρόβλεψης. Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο αυτή ο αποφασίζων μπορεί να προβλέψει την εξέλιξη ορισμένων βασικών μεγεθών του ισολογισμού μιας επιχείρησης (π.χ. αποθέματα, απαιτήσεις, υποχρεώσεις κ.λ.π.) σε σχέση με την εξέλιξη των πωλήσεων, ή ακόμη να πραγματοποιήσει προβλέψεις σχετικά με τις πωλήσεις της επιχείρησης. Ο αποφασίζων χρησιμοποιώντας τη μέθοδο του ποσοστού των πωλήσεων και έχοντας ως δεδομένο τη μεταβολή των πωλήσεων και τον τρόπο με τον οποίο μεταβάλλονται τα στοιχεία του ισολογισμού σε σχέση με αυτές, μπορεί να εκτιμήσει το ύψος της απαιτούμενης πρόσθετης εξωτερικής χρηματοδότησης, καθώς και το ποσοστό αύξησης των πωλήσεων η οποία θα πρέπει να χρηματοδοτηθεί από εξωτερικά κεφάλαια.

Η μέθοδος UTADIS είναι μια μέθοδος μονότονης παλινδρόμησης η οποία βασίζεται στη προσέγγιση της αποσύνθεσης των προτιμήσεων της πολυκριτήριας ανάλυσης αποφάσεων (Zorounidis, 1997). Με δεδομένη μια προκαθορισμένη ταξινόμηση των επιχειρήσεων σκοπός της μεθόδου UTADIS είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου προσθετικής χρησιμότητας και ο υπολογισμός των κατάλληλων ορίων χρησιμοτήτων ώστε να επιτευχθεί η ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις ομάδες τις οποίες ανήκουν με το ελάχιστο σφάλμα ταξινομήσεων.

Έστω ότι g_1, g_2, \dots, g_m είναι μια συνεπής οικογένεια m κριτηρίων εκτίμησης και $A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ ένα σύνολο n επιχειρήσεων οι οποίες ταξινομούνται σε 2 ομάδες C_1, C_2 οι οποίες καθορίζονται εκ των προτέρων ως εξής:

$$C_1 \mathbf{P} C_2$$

Όπου το P συμβολίζει τη σχέση προτίμησης μεταξύ των ομάδων.

Η ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις ομάδες γίνεται συγκρίνοντας τις ολικές τους χρησιμότητες με ένα όριο χρησιμότητας u_1 που διαχωρίζει τις ομάδες μεταξύ τους ως εξής:

$$U(\alpha) \geq u_1 \Rightarrow \alpha \in C_1$$

$$U(\alpha) < u_1 \Rightarrow \alpha \in C_2$$

Λαμβάνοντας υπόψη τα δυο είδη σφαλμάτων και τη μορφή της προσθετικής συνάρτησης χρησιμότητας, ο υπολογισμός των μερικών χρησιμοτήτων των κριτηρίων εκτίμησης και των ορίων χρησιμοτήτων επιτυγχάνεται επιλύοντας το ακόλουθο γραμμικό πρόβλημα:

$$\min F = \sum_{\alpha \in C_1} \sigma^+(\alpha) + \sum_{\alpha \in C_2} \sigma^-(\alpha)$$

υπό τους περιορισμούς

$$\sum_{i=1}^m u_i [g_i(\alpha)] - u_1 + \sigma^+(\alpha) \geq 0 \quad \forall \alpha \in C_1$$

$$\sum_{i=1}^m u_i [g_i(\alpha)] - u_1 + \sigma^-(\alpha) \leq -\delta \quad \forall \alpha \in C_2$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{a_i-1} w_{ij} = 1$$

$$w_{ij} \geq 0, \sigma^+(\alpha) \geq 0, \sigma^-(\alpha) \geq 0$$

όπου το δ είναι ένας μικρός θετικός αριθμός, ο οποίος χρησιμοποιείται ώστε να εξασφαλισθεί η ανισότητα μεταξύ του $U(\alpha)$ και του u_1 ($\forall \alpha \in C_k, k=2$).

Σε ένα δεύτερο στάδιο της μεθόδου εξετάζεται η ευαισθησία της βέλτιστης λύσης F^* που επιτυγχάνεται από την επίλυση του παραπάνω γραμμικού προβλήματος, μέσω τεχνικών μεταβελτιστοποίησης, κατά τρόπο παρόμοιο με αυτόν που εφαρμόζεται στη μέθοδο UTASTAR.

Μια παραλλαγή της μεθόδου UTADIS, η οποία υλοποιείται στο σύστημα FINCLAS βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του πλήθους των εσφαλμένων ταξινομήσεων. Αυτό επιτυγχάνεται επιλύοντας το ακόλουθο γραμμικό πρόβλημα ακέραιου προγραμματισμού.

$$\min F = \sum_{\alpha \in A} M^+(\alpha) + M^-(\alpha)$$

υπό τους περιορισμούς

$$\sum_{i=1}^m u_i [g_i(\alpha)] - u_1 + M^+(\alpha) \geq 0 \quad \forall \alpha \in C_1$$

$$\sum_{i=1}^m u_i [g_i(\alpha)] - u_1 + M^-(\alpha) \leq -\delta \quad \forall \alpha \in C_2$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{a_i-1} w_{ij} = 1$$

$$w_{ij} \geq 0, \sigma^+(\alpha) \geq 0, \sigma^-(\alpha) \geq 0$$

όπου τα $M^+(\alpha)$ και $M^-(\alpha)$ παίρνουν τις τιμές 0 ή 1. Εάν $M^+(\alpha)=0$ και $M^-(\alpha)=0$ τότε η εναλλακτική α είναι σωστά ταξινομημένη, διαφορετικά εάν $M^+(\alpha)=1$ ή $M^-(\alpha)=1$ τότε η εναλλακτική α είναι λάθος ταξινομημένη.

Μια ακόμα σημαντική παραλλαγή της μεθόδου UTADIS η οποία υλοποιείται στο σύστημα FINCLAS βασίζεται στην αντιμετώπιση χρηματοοικονομικών προβλημάτων υπό συνθήκες αβεβαιότητας (Zorounidis and Doumpos, 1997β). Στην περίπτωση αυτή οι πολυκριτήριες εκτιμήσεις των εναλλακτικών ενεργειών (π.χ. επενδυτικά έργα) πάνω στα κριτήρια εκτίμησης δεν είναι σαφώς καθορισμένες αλλά αντίθετα δίνονται με μορφή πιθανότητας (Siskos, 1983). Πιο συγκεκριμένα σε κάθε πιθανή τιμή g_i^j ενός κριτηρίου εκτίμησης i για μια εναλλακτική ενέργεια α αντιστοιχίζεται μια πιθανότητα $\delta_i^\alpha(g_i^j)$, οπότε η αναμενόμενη ολική χρησιμότητα $U(\delta^\alpha)$ της εναλλακτικής αυτής ενέργειας υπολογίζεται ως εξής:

$$U(\delta^\alpha) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{a_i} \delta_i^\alpha(g_i^j) u_i(g_i^j)$$

Το νέο γραμμικό πρόβλημα που θα πρέπει να επιλυθεί είναι της ακόλουθης μορφής:

$$\min F = \sum_{\alpha \in C_1} \sigma^+(\alpha) + \sum_{\alpha \in C_2} \sigma^-(\alpha)$$

υπό τους περιορισμούς

$$U(\delta^\alpha) - u_1 + \sigma^+(\alpha) \geq 0 \quad \forall \alpha \in C_1$$

$$U(\delta^\alpha) - u_1 - \sigma^-(\alpha) \leq -\delta \quad \forall \alpha \in C_2$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{a_i-1} w_{ij} = 1$$

$$w_{ij} \geq 0, \sigma^+(\alpha) \geq 0, \sigma^-(\alpha) \geq 0$$

Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι εκτός από την ταξινόμηση των εναλλακτικών ενεργειών, ο αποφασίζων χρησιμοποιώντας τη μέθοδο UTADIS ή τις παραλλαγές της μπορεί επίσης να εξετάσει και το ανταγωνιστικό επίπεδο μεταξύ των εναλλακτικών ενεργειών που ανήκουν στην ίδια ομάδα.

3^ο Κεφάλαιο

ΓΕΝΙΚΟΤΕΡΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ ΠΡΟΑΝΑΦΕΡΘΕΝΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΣΤΟ ΤΟΜΕΑ ΤΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

3.1 Εφαρμογή της προσέγγισης των Προσεγγιστικών Συνόλων στην εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης

Μελέτη των κ.κ. Κ. Ζοπουνίδη και R. Slowinski

3.1.1 Εισαγωγή στο αντικείμενο της μελέτης

Στο άρθρο αυτό μελετάται ένα πραγματικό πρόβλημα αξιολόγησης του κινδύνου πτώχευσης από την ΕΤΕΒΑ (Ελληνική Τράπεζα Επενδύσεων Βιομηχανικής Ανάπτυξης) με τη χρήση της μεθόδου των προσεγγιστικών συνόλων. Αποτελεί μια ιδιαίτερα σημαντική μελέτη, καθώς εισάγει τη χρήση της μεθόδου των προσεγγιστικών συνόλων για την ανάλυση και την εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης επιχειρήσεων.

Η μελέτη αυτή αποτέλεσε κατά την περίοδο που διεξήχθει, μια πρωτοποριακή εφαρμογή της μεθόδου των rough sets στην πρόβλεψη του κινδύνου πτώχευσης επιχειρήσεων και πραγματοποιήθηκε για λογαριασμό της κρατικής τράπεζας επενδύσεων ΕΤΕΒΑ. Συγκεκριμένα, εξετάστηκε ένα δείγμα 39 αντικειμένων (επιχειρήσεων), τα οποία ήταν ήδη χωρισμένα σε 3 κατηγορίες. Υπήρχε μια κατάταξη των επιχειρήσεων στις εξής κατηγορίες: «Αποδεκτή», «Μη Αποδεκτή» και «Αβέβαιη» με 20 εταιρείες να ανήκουν στην πρώτη κατηγορία, 9 στη δεύτερη και 10 στην τρίτη. Η κατάταξη αυτή έγινε με βάση 12 χαρακτηριστικά απόφασης, 6 ποσοτικά και 6 ποιοτικά.. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι τα εξής:

A_1 : Καθαρά Κέρδη προ τόκων και φόρων / Σύνολο Ενεργητικού

A_2 : Καθαρά Κέρδη / Ίδια Κεφάλαια

A_3 : Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού

A_4 : Σύνολο Υποχρεώσεων / Ταμειακές Ροές

A_5 : Χρηματοοικονομικά Έξοδα / Πωλήσεις

A₆: Γενικά και Διοικητικά Έξοδα / Πωλήσεις

A₇: Εργασιακή εμπειρία της διοίκησης

A₈: Μεριδίιο αγοράς

A₉: Υποδομή και τεχνολογικός εξοπλισμός της εταιρείας

A₁₀: Προσωπικό

A₁₁: Ανταγωνιστικά πλεονεκτήματα της εταιρείας

A₁₂: Ευελιξία της εταιρείας στην αγορά

Στον πίνακα 3.1 παρουσιάζεται το πληροφοριακό σύστημα που δημιουργήθηκε με βάση τα δεδομένα του προβλήματος. Σε αυτό παρατίθενται τα 39 αντικείμενα του προβλήματος και οι τιμές για το κάθε χαρακτηριστικό (απόφασης ή υπό συνθήκη).

Πίνακας 3.1: Πληροφοριακό Σύστημα

Εταιρείες	Χαρακτηριστικά												Ταξινόμηση d
	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂	
F ₁	16.4	14.5	59.8	2.5	7.5	5.2	5	3	5	4	2	4	1
F ₂	35.8	67.0	64.9	1.7	2.1	4.5	5	4	5	5	4	5	1
F ₃	20.6	61.7	75.7	3.6	3.6	8.0	5	3	5	5	3	5	1
F ₄	11.5	17.1	57.1	3.8	4.2	3.7	5	2	5	4	3	4	1
F ₅	22.4	25.1	49.8	2.1	5.0	7.9	5	3	5	5	3	5	1
F ₆	23.9	34.5	48.9	1.7	2.5	8.0	5	3	4	4	3	4	1
F ₇	29.9	44.0	57.8	1.8	1.7	2.5	5	4	4	5	3	5	1
F ₈	8.7	5.4	27.4	3.3	4.5	4.5	5	2	4	4	1	4	1
F ₉	25.7	29.7	46.8	1.7	4.6	3.7	4	2	4	3	1	3	1
F ₁₀	21.2	24.6	64.8	3.7	3.6	8.0	4	2	4	4	1	4	1
F ₁₁	18.3	31.6	69.3	4.4	2.8	3.0	4	3	4	4	3	4	1
F ₁₂	20.7	19.3	19.7	0.7	2.2	4.0	4	2	4	4	1	3	1
F ₁₃	9.9	3.5	53.1	4.5	8.5	5.3	4	2	4	4	1	4	1
F ₁₄	10.4	9.3	80.9	9.4	1.4	4.1	4	2	4	4	3	3	1
F ₁₅	17.7	19.8	52.8	3.2	7.9	6.1	4	4	4	4	2	5	1
F ₁₆	14.8	15.9	27.9	1.3	5.4	1.8	4	2	4	3	2	3	1
F ₁₇	16.0	14.7	53.5	3.9	6.8	3.8	4	4	4	4	2	4	1
F ₁₈	11.7	10.0	42.1	3.9	12.2	4.3	5	2	4	2	1	3	1
F ₁₉	11.0	4.2	60.8	5.8	6.2	4.8	4	2	4	4	2	4	1
F ₂₀	15.5	8.5	56.2	6.5	5.5	1.8	4	2	4	4	2	4	1
F ₂₁	13.2	9.1	74.1	11.2	6.4	5.0	2	2	4	4	2	3	2
F ₂₂	9.1	4.1	44.8	4.2	3.3	10.4	3	4	4	4	3	4	2
F ₂₃	12.9	1.9	65.0	6.9	14.0	7.5	4	3	3	2	1	2	2
F ₂₄	5.9	- 27.7	77.4	- 32.2	16.6	12.7	3	2	4	4	2	3	2
F ₂₅	16.9	12.4	60.1	5.2	5.6	5.6	3	2	4	4	2	3	2
F ₂₆	16.7	13.1	73.5	7.1	11.9	4.1	2	2	4	4	2	3	2
F ₂₇	14.6	9.7	59.5	5.8	6.7	5.6	2	2	4	4	2	4	2
F ₂₈	5.1	4.9	28.9	4.3	2.5	46.0	2	2	3	3	1	2	2
F ₂₉	24.4	22.3	32.8	1.4	3.3	5.0	2	3	4	4	2	3	2
F ₃₀	29.7	8.6	41.8	1.6	5.2	6.4	2	3	4	4	2	3	2
F ₃₁	7.3	- 64.5	67.5	-2.2	30.1	8.7	3	3	4	4	2	3	3
F ₃₂	23.7	31.9	63.6	3.5	12.1	10.2	3	2	3	4	1	3	3

F ₃₃	18.9	13.5	74.5	10.0	12.0	8.4	3	3	3	4	3	4	3
F ₃₄	13.9	3.3	78.7	25.5	14.7	10.1	2	2	3	4	3	4	3
F ₃₅	- 13.3	- 31.1	63.0	- 10.0	21.2	23.1	2	1	4	3	1	2	3
F ₃₆	6.2	-3.2	46.1	5.1	.8	10.5	2	1	3	3	2	3	3
F ₃₇	4.8	-3.3	71.9	34.6	8.6	11.6	2	2	4	4	2	3	3
F ₃₈	0.1	-9.6	42.5	- 20.0	12.9	12.4	1	1	4	3	1	3	3
F ₃₉	13.6	9.1	76.0	11.4	17.1	10.3	1	1	2	1	1	2	3

Το επόμενο βήμα μετά τη δημιουργία του πληροφοριακού συστήματος είναι η μετατροπή των ποσοτικών χαρακτηριστικών σε ποιοτικά. Η μετατροπή αυτή δεν επιβάλλεται από τη μέθοδο των προσεγγιστικών συνόλων, αλλά από την ανάγκη για πρακτική ερμηνεία των ποσοτικών χαρακτηριστικών.

Στον πίνακα 3.2 φαίνεται ο τρόπος με τον οποίο γίνεται η μετατροπή των ποσοτικών χαρακτηριστικών σε ποιοτικά.

Πίνακας 3.2: Μετατροπή ποσοτικών χαρακτηριστικών σε ποιοτικά

Ποσοτικά χαρακτηριστικά	Κωδικοί				
	1	2	3	4	5
A ₁	≤ 10	(10, 20]	(20, 30]	> 30	
A ₂	≤ 10	(10, 15]	(15, 20]	(20, 30]	>30
A ₃	> 66.7	[66.7, 50)	[50, 33.3)	≤ 33.3	
A ₄	>3	[3, 2)	[2, 1)	≤ 1	
A ₅	>5	[5, 3)	[3, 2)	≤ 2	
A ₆	>8	[8, 6)	[6, 4)	[4, 2)	≤ 2

Αρχικά, προσδιορίζονται τα ελάχιστα σύνολα του κωδικοποιημένου πληροφοριακού πίνακα, τα οποία και παρουσιάζονται στον πίνακα 3.3.

Πίνακας 3.3: Ελάχιστα Σύνολα

Ελάχιστα Σύνολα	Ελάχιστα Σύνολα
{A ₆ , A ₇ , A ₈ , A ₁₁ }	{A ₄ , A ₆ , A ₇ , A ₈ , A ₁₀ }
{A ₁ , A ₇ , A ₈ , A ₁₁ }	{A ₂ , A ₆ , A ₇ , A ₈ , A ₁₀ }
{A ₃ , A ₆ , A ₇ , A ₁₂ }	{A ₄ , A ₅ , A ₆ , A ₇ , A ₈ }
{A ₁ , A ₃ , A ₇ , A ₁₂ }	{A ₂ , A ₅ , A ₆ , A ₇ , A ₈ }
{A ₃ , A ₆ , A ₇ , A ₁₀ , A ₁₁ }	{A ₆ , A ₇ , A ₈ , A ₉ , A ₁₀ }
{A ₁ , A ₃ , A ₇ , A ₁₁ }	{A ₅ , A ₆ , A ₇ , A ₈ , A ₉ }
{A ₃ , A ₆ , A ₇ , A ₉ }	{A ₁ , A ₃ , A ₇ , A ₉ }
{A ₃ , A ₅ , A ₆ , A ₇ , A ₁₁ }	{A ₃ , A ₆ , A ₇ , A ₈ }

$\{A_2, A_3, A_6, A_7\}$	$\{A_1, A_6, A_7, A_8, A_{10}\}$
$\{A_6, A_7, A_8, A_9, A_{12}\}$	$\{A_1, A_5, A_6, A_7, A_8\}$
$\{A_1, A_7, A_8, A_9\}$	$\{A_3, A_4, A_6, A_7, A_{10}\}$
$\{A_4, A_6, A_7, A_8, A_{12}\}$	$\{A_1, A_3, A_6, A_7, A_{10}\}$
$\{A_2, A_6, A_7, A_8, A_{12}\}$	
$\{A_1, A_6, A_7, A_8, A_{12}\}$	

3.1.2 Διαδικασία επιλογής του πλέον ικανοποιητικού ελαχίστου συνόλου

Η διαδικασία που ακολουθείται είναι η εξής:

- Από το σύνολο των χαρακτηριστικών επιλέγεται εκείνο με την υψηλότερη ποιότητα ταξινόμησης.
- Το χαρακτηριστικό που επιλέχθηκε συνδυάζεται με το δεύτερο χαρακτηριστικό έτσι ώστε ο συνδυασμός τους να αποδίδει την υψηλότερη δυνατή ποιότητα ταξινόμησης.
- Στο ζεύγος των χαρακτηριστικών που δημιουργήθηκε προστίθεται ένα τρίτο χαρακτηριστικό, ώστε να μεγιστοποιείται η ποιότητα της ταξινόμησης.
- Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να επιτευχθεί η επιθυμητή ποιότητα ταξινόμησης.

Η παραπάνω διαδικασία παρουσιάζεται στον πίνακα 3.4.

Πίνακας 3.4: Διαδικασία επιλογής του πλέον ικανοποιητικού ελαχίστου συνόλου

Ποιότητα ταξινόμησης βάσει του συνόλου των χαρακτηριστικών												
Χαρακτηριστικά	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂
Ποιότητα ταξινόμησης	0.026	0.103	0.0	0.051	0.051	0.205	0.282	0.103	0.154	0.128	0.026	0.128
Ποιότητα ταξινόμησης βάσει του συνδυασμού του χαρακτηριστικού A ₇ ⁺ με το υψηλότερο σκορ ταξινόμησης με τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά												
Χαρακτηριστικά	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂
Ποιότητα ταξινόμησης	0.41	0.538	0.487	0.436	0.513	0.667	-	0.641	0.641	0.59	0.513	0.59
Ποιότητα ταξινόμησης βάσει του συνδυασμού των υπολοίπων χαρακτηριστικών με τα δύο προηγούμενα χαρακτηριστικά που σημείωσαν το μεγαλύτερο σκορ ταξινόμησης												
Χαρακτηριστικά	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂
Ποιότητα ταξινόμησης	0.795	0.872	0.846	0.744	0.795	0.872	-	-	0.846	0.795	0.897	0.795
Ποιότητα ταξινόμησης βάσει του συνδυασμού των υπολοίπων χαρακτηριστικών με τα τρία προηγούμενα χαρακτηριστικά που σημείωσαν το μεγαλύτερο σκορ ταξινόμησης												
Χαρακτηριστικά	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	A ₁₁	A ₁₂
Ποιότητα ταξινόμησης	1.0	0.923	0.923	0.897	0.897	1.0	-	-	0.897	0.897	-	0.923

3.1.3 Κανόνες Απόφασης

Από το μειωμένο πληροφοριακό σύστημα προκύπτει ο εξής αλγόριθμος 15 κανόνων απόφασης (χρησιμοποιήθηκαν μόλις 31 από τις 468 περιγραφές).

Πίνακας 3.5: Αλγόριθμος 15 κανόνων απόφασης

1 ^{ος} Κανόνας	Εάν				$A_8=1$			Τότε	d=3
2 ^{ος} Κανόνας	Εάν $A_6=1$	Και			$A_8=3$			Τότε	d=3
3 ^{ος} Κανόνας	Εάν $A_6=1$	Και			$A_8=2$	Και	$A_{11}=3$	Τότε	d=3
4 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$A_7=3$	Και			$A_{11}=1$	Τότε	d=3
5 ^{ος} Κανόνας	Εάν $A_6=1$	Και	$A_7=2$	Και			$A_{11}=2$	Τότε	d=3
6 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$A_7=4$	Και	$A_8=2$			Τότε	d=1
7 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$A_7=5$					Τότε	d=1
8 ^{ος} Κανόνας	Εάν $A_6=4$							Τότε	d=1
9 ^{ος} Κανόνας	Εάν $A_6=2$	Και			$A_8=4$			Τότε	d=1
10 ^{ος} Κανόνας	Εάν $A_6=3$	Και	$A_7=2$					Τότε	d=2
11 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$A_7=3$	Και	$A_8=2$	Και	$A_{11}=2$	Τότε	d=2
12 ^{ος} Κανόνας	Εάν $A_6=2$	Και	$A_7=2$					Τότε	d=2
13 ^{ος} Κανόνας	Εάν				$A_8=3$	Και	$A_{11}=1$	Τότε	d=2
14 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$A_7=3$	Και	$A_8=4$			Τότε	d=2
15 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$A_7=2$	και	$A_8=2$	Και	$A_{11}=1$	Τότε	d=2

Με τη βοήθεια του λογισμικού RoughDAS μπορεί να υπολογιστεί και ο πλέον συνεπυγμένος αλγόριθμος κατάταξης 11 κανόνων (με χρήση μόλις 23 από τις 468 περιγραφές).

Πίνακας 3.6: Αλγόριθμος 11 κανόνων

1 ^{ος} Κανόνας	Εάν										$\Lambda_8=1$				Τότε	d=3
2 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$\Lambda_4=1$	Και	$\Lambda_5=1$	Και	$\Lambda_6=1$								Τότε	d=3
3 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$\Lambda_4=4$	Και							$\Lambda_8=3$				Τότε	d=3
4 ^{ος} Κανόνας	Εάν							$\Lambda_7=4$	Και				$\Lambda_9=4$		Τότε	d=1
5 ^{ος} Κανόνας	Εάν							$\Lambda_7=5$							Τότε	d=1
6 ^{ος} Κανόνας	Εάν						$\Lambda_6=3$	Και						$\Lambda_{11}=2$ και $\Lambda_{12}=3$	Τότε	d=2

7 ^{ος} Κανόνας	Εάν $\Lambda_2=1$	Και	$\Lambda_4=3$												Τότε	d=2
8 ^{ος} Κανόνας	Εάν												$\Lambda_9=3$	και $\Lambda_{12}=2$	Τότε	d=2
9 ^{ος} Κανόνας	Εάν								$\Lambda_7=3$	Και	$\Lambda_8=4$				Τότε	d=2
10 ^{ος} Κανόνας	Εάν		$\Lambda_4=4$	Και							$\Lambda_8=2$	Και		$\Lambda_{11}=2$	Τότε	d=2
11 ^{ος} Κανόνας	Εάν						$\Lambda_6=3$	Και	$\Lambda_7=2$						Τότε	d=2

3.1.4 Συμπεράσματα

Σκοπός της μελέτης αυτής είναι να αναδείξει τη χρησιμότητα της μεθόδου των προσεγγιστικών συνόλων, σαν εργαλείο για την εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης εταιριών. Προέκυψε ότι η συγκεκριμένη μέθοδος διαθέτει αρκετά συγκριτικά πλεονεκτήματα σε σχέση με άλλες μεθόδους που χρησιμοποιούνται.

3.1.5 Πλεονεκτήματα από τη χρήση των Προσεγγιστικών Συνόλων

- Η διαδικασία ανάλυσης δεδομένων μέσω των προσεγγιστικών συνόλων, έχει ως αποτέλεσμα τη μετατροπή της πληροφορίας που περιέχεται σε ένα μεγάλο αριθμό περιπτώσεων, σε ένα μοντέλο που περιέχει μια γενικευμένη περιγραφή γνώσης
- το μοντέλο στο οποίο καταλήγουμε είναι ένα σύνολο εύκολα κατανοητών κανόνων απόφασης που συνήθως δε χρειάζονται καν ερμηνεία.
- κάθε κανόνας απόφασης υποστηρίζεται από ένα σύνολο πραγματικών παραδειγμάτων
- δεν απαιτείται επιπλέον πληροφορία, όπως για παράδειγμα πιθανότητες στη στατιστική και βαθμός συμμετοχής στη θεωρία των ασφών συνόλων
- Ανακαλύπτει σημαντικές σχέσεις μέσα στα δεδομένα και τις παρουσιάζει με τη μορφή της φυσικής γλώσσας των κανόνων.
- Χρησιμοποιεί τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά κριτήρια και προσδιορίζει τη χρησιμότητά τους στην ταξινόμηση.
- Μπορεί να συμβάλλει στην ελαχιστοποίηση του απαιτούμενου χρόνου και κόστους της διαδικασίας υποστήριξης αποφάσεων.
- Προσφέρει διαφάνεια και τεκμηρίωση των αποφάσεων.
- Λαμβάνει υπόψη τις απόψεις και προτιμήσεις του αποφασίζοντα.
- Μπορεί να ενσωματωθεί σε Σ.Υ.Α. για την αξιολόγηση της βιωσιμότητας επιχειρήσεων.

3.2 Πολυκριτήρια μεθοδολογία ανάλυσης και εκτίμησης του κινδύνου πτώχευσης επιχειρήσεων: η μέθοδος των προσεγγιστικών συνόλων (Rough Sets)

Μελέτη των κ.κ. Κ. Ζοπουνίδη και Α. Δημητρά

3.2.1 Δείγμα επιχειρήσεων

Για την ανάπτυξη των υποδειγμάτων χρησιμοποιήθηκε ένα δείγμα επιχειρήσεων που αποτελείται από επιχειρήσεις που κηρύχθηκαν σε πτώχευση κατά τη χρονική περίοδο 1985-1990 και ισάριθμες βιομηχανικές επιχειρήσεις οι οποίες δεν αντιμετώπισαν το φάσμα της πτώχευσης. Κριτήριο αντιστοίχισης υπήρξε η ομοιότητα των υγιών προς τις πτωχευμένες επιχειρήσεις του δείγματος για το έτος αντιστοίχισης (το τελευταίο οικονομικό έτος πριν την κήρυξη αυτών σε πτώχευση) με βάση τον κλάδο δραστηριότητας, το σύνολο ενεργητικού και το απασχολούμενο προσωπικό.

Σε θεωρητικό επίπεδο η παραπάνω διαδικασία συλλογής του δείγματος είναι αποδεκτή. Η διαδικασία αντιστοίχισης που περιγράφηκε παραπάνω, επιλέχθηκε ώστε να ελαχιστοποιηθεί κατά το δυνατό η επιρροή μεταβλητών, όπως το μέγεθος και ο κλάδος δραστηριότητας. Στην περίπτωση τυχαίας επιλογής των υγιών επιχειρήσεων, οι διαφορές των δύο ομάδων σε ότι αφορά τον κλάδο δραστηριότητας και το μέγεθος μπορεί να είναι πολύ σημαντικές και η ανεξέλεγκτη επιρροή τέτοιων μεταβλητών είναι δυνατό να οδηγήσει στην πραγματικότητα σε διαχωρισμό μεταξύ επιχειρήσεων μικρού και μεγάλου μεγέθους και όχι μεταξύ πτωχευμένων και υγιών.

Για τις επιχειρήσεις του δείγματος συγκεντρώθηκαν τα στοιχεία του Ισολογισμού και του Λογαριασμού Αποτελεσμάτων Χρήσεως για μια πενταετία. Η έλλειψη ποιοτικών δεδομένων στέρησε την εφαρμογή των μεθόδων από πολύτιμη πληροφορία η οποία θα ήταν δυνατό να αξιοποιηθεί με τις προτεινόμενες μεθόδους. Το καθένα από τα πέντε έτη πριν το μηδενικό, για κάθε επιχείρηση, συμβολικά ονομάζονται “έτος -1”, “έτος -2”, “έτος -3”, “έτος -4” και “έτος -5”, όπου το έτος -1 είναι το αμέσως προηγούμενο από το μηδενικό έτος και το έτος -5 είναι το πέμπτο έτος πριν το μηδενικό.

Πέρα από το παραπάνω βασικό δείγμα, δημιουργήθηκε και ένα δεύτερο δείγμα επιχειρήσεων αντίστοιχης σύνθεσης που αναφέρεται στην περίοδο 1991-1993 και για τις οποίες συγκεντρώθηκαν τα στοιχεία για μια τριετία. Το δείγμα αυτό χρησιμοποιήθηκε για τον έλεγχο και την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

3.2.2 Ανάπτυξη του αλγορίθμου απόφασης

Η διαδικασία ανάπτυξης των υποδειγμάτων πραγματοποιήθηκε με τη συμβολή ενός χρηματοοικονομικού μάντζερ μιας μεγάλης εμπορικής τράπεζας με μεγάλη εμπειρία στην αξιολόγηση επιχειρήσεων, ο οποίος διαδραμάτισε το ρόλο του αποφασίζοντα. Η ανάπτυξη του αλγορίθμου απόφασης στηρίχθηκε στις προτάσεις, προτιμήσεις και εμπειρίες του αποφασίζοντα.

Βασικά σημεία στα οποία η συμβολή του ήταν απαραίτητη ήταν τα εξής:

- Η αρχική επιλογή των κριτηρίων (χρηματοοικονομικών δεικτών) που εισήλθαν στο πληροφοριακό σύστημα.
- Ο προσδιορισμός σημαντικών διαστημάτων τιμών για τις τιμές των δεικτών και η σχετική κωδικοποίηση του αρχικού πληροφοριακού συστήματος.
- Ο προσδιορισμός ενός ικανοποιητικού ελάχιστου συνόλου κριτηρίων.
- Η εύρεση ενός ικανοποιητικού συνόλου κανόνων για την περιγραφή του δείγματος εκτίμησης και ο έλεγχος αυτού σε επίπεδο προβλέψεων.

Η ανάπτυξη του αλγορίθμου απόφασης έγινε με βάση τα δεδομένα πτωχευμένων επιχειρήσεων και των αντίστοιχων τους υγιών για ένα έτος πριν την πτώχευση, όπως ορίστηκε παραπάνω. Σημαντικό σημείο στη διαδικασία υπήρξε η μετατροπή των κριτηρίων (χρηματοοικονομικών δεικτών) με συνεχείς τιμές σε διακριτά. Αυτό επιτυγχάνεται με τον προσδιορισμό διαστημάτων τιμών για κάθε κριτήριο. Ανάλογα με τη συνεχή τιμή που έχει η επιχείρηση σε κάποιο κριτήριο προσδιορίζεται και η αντίστοιχη διακριτή (κωδικοποιημένη) τιμή της.

Από το σύνολο των διαθέσιμων χρηματοοικονομικών δεικτών επιλέχθηκαν από τον αποφασίζοντα αρχικά δώδεκα για την εφαρμογή της μεθόδου. Η επιλογή έγινε λαμβάνοντας υπόψη τα εξής στοιχεία:

- Την επιλογή δεικτών και από τις τρεις κατηγορίες δεικτών (αποδοτικότητα, επίδοσης της διαχείρισης και φερεγγυότητα).
- Την προκαταρκτική ανάλυση των ομάδων και των χαρακτηριστικών τους.
- Τις προτιμήσεις του αποφασίζοντα και τη γνώση του για την ελληνική οικονομική πραγματικότητα και τις ελληνικές βιομηχανικές επιχειρήσεις.

Οι 12 χρηματοοικονομικοί δείκτες που τελικά επιλέχθηκαν ήταν οι ακόλουθοι:

X_1 : Καθαρά Κέρδη μετά φόρων/ Μικτά Κέρδη

X_2 : Μικτά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού

X_3 : Καθαρά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού

X_4 : Καθαρά Κέρδη / Ίδια Κεφάλαια

X_5 : Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

X_6 : (Κυκλοφορούν Ενεργητικό-Αποθέματα) / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

X_7 : Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού

X_8 : Ίδια Κεφάλαια / (Ίδια Κεφάλαια + Μακροπρόθεσμες Υποχρεώσεις)

X_9 : Ίδια Κεφάλαια / Πάγιο Ενεργητικό

X_{10} : Αποθέματα / Κεφάλαιο Κίνησης

X_{11} : Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού

X_{12} : Κεφάλαιο Κίνησης / Ίδια Κεφάλαια.

Για καθέναν από αυτούς τους δείκτες ορίστηκαν κάποια διαστήματα τιμών, χωρίζοντας την περιοχή τιμών του δείκτη σε διαστήματα για την περιγραφή της χρηματοοικονομικής κατάστασης των επιχειρήσεων και την πρόβλεψη της μελλοντικής τους πορείας. Με βάση αυτά τα διαστήματα τιμών τα οποία και παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.7 πραγματοποιήθηκε η κωδικοποίηση των διαστημάτων τιμών των κριτηρίων και προέκυψε το κωδικοποιημένο πληροφοριακό σύστημα. Η κωδικοποίηση έγινε έτσι ώστε η μεγαλύτερη τιμή να αντιστοιχεί σε καλύτερο διάστημα τιμών για κάθε κριτήριο.

Πίνακας 3.7: Τα διαστήματα τιμών που προσδιορίστηκαν για τους 12 χρηματοοικονομικούς δείκτες και οι αντίστοιχοι κωδικοί

Κριτήριο	Διαστήματα Τιμών / Κωδικοί				
X_1	$(-\infty, 0)/ 2$	$(0, 0.25)/ 3$	$(0, 0.25)/ 4$	$(1, +\infty)/ 1$	
X_2	$(-\infty, 0.00)/ 1$	$(0, 0.25)/ 2$	$(0.25, 0.5)/ 3$	$(0.5, +\infty)/ 4$	
X_3	$(-\infty, -0.05)/ 1$	$(-0.05, 0.05)/ 2$	$(0.05, 0.2)/ 3$	$(0.2, +\infty)/ 4$	
X_4	$(-\infty, 0)/ 1$	$(0, 0.25)/ 2$	$(0.25, +\infty)/ 3$		
X_5	$(0, 0.7)/ 1$	$(0.7, 1)/ 2$	$(1, 1.5)/ 3$	$(1.5, 2)/ 4$	$(2, +\infty)/ 5$
X_6	$(0, 0.5)/ 1$	$(0.5, 0.8)/ 2$	$(0.8, 1)/ 3$	$(1, 1.2)/ 4$	$(1.2, +\infty)/ 5$
X_7	$(0, 0.667)/ 4$	$(0.667, 0.8)/ 3$	$(0.8, 1)/ 2$	$(1, +\infty)/ 1$	
X_8	$(-\infty, 0)/ 1$	$(0, 0.5)/ 2$	$(0.5, 1)/ 3$		
X_9	$(-\infty, 0)/ 1$	$(0, 0.3)/ 2$	$(0.3, +\infty)/ 3$		
X_{10}	$(-\infty, 0)/ 1$	$(0, 0.5)/ 5$	$(0.5, 0.75)/ 4$	$(0.75, 1)/ 3$	$(1, +\infty)/ 2$
X_{11}	$(0, 0.25)/ 5$	$(0.25, 0.5)/ 4$	$(0.5, 0.75)/ 3$	$(0.75, 1)/ 2$	$(1, +\infty)/ 1$
X_{12}	$(-\infty, 0)/ 1$	$(0, 0.5)/ 2$	$(0.5, +\infty)/ 3$		

Για παράδειγμα, για το δείκτη περιθωρίου καθαρού κέρδους X_1 το 4ο διάστημα $(1.00, +\infty)$ ορίστηκε για να συμπεριλάβει τις επιχειρήσεις οι οποίες εμφανίζουν τιμές μεγαλύτερες της μονάδας. Τέτοιες τιμές για το δείκτη εμφανίζονται μόνο στην περίπτωση που και τα μικτά και

τα καθαρά κέρδη είναι αρνητικά (δηλαδή προκύπτουν ζημιές και σε επίπεδο μικτών και σε επίπεδο καθαρών αποτελεσμάτων), που είναι η χειρότερη δυνατή κατάσταση για μία επιχείρηση. Αμέσως καλύτερο διάστημα τιμών είναι το 1ο διάστημα $(-\infty, 0.0]$ όπου μόνο τα καθαρά κέρδη μπορούν να είναι αρνητικά και οι αντίστοιχες επιχειρήσεις δείχνουν να αντιμετωπίζουν προβλήματα, τα οποία είναι δυνατό να έχουν παροδικό χαρακτήρα. Τα υπόλοιπα διαστήματα (2ο και 3ο) περιλαμβάνουν καλύτερες τιμές για το δείκτη (με αύξουσα σειρά) και ως όριο μεταξύ τους τέθηκε η τιμή 0.25, δηλαδή το σημείο όπου τα καθαρά κέρδη είναι το 25% των μικτών κερδών. Το 2ο διάστημα περιλαμβάνει απλώς ικανοποιητικές τιμές του δείκτη, ενώ το τρίτο περιλαμβάνει τις πολύ καλές τιμές του δείκτη που προσδιορίζουν δυναμικές επιχειρήσεις με υψηλό περιθώριο καθαρού κέρδους (μεγαλύτερο από 25%).

Για το δείκτη δανειακής επιβάρυνσης X_7 , ορίστηκαν τέσσερα διαστήματα. Από αυτά το 1ο περιλαμβάνει τις επιχειρήσεις όπου η δανειακή επιβάρυνση αντιστοιχεί έως και σε 66.67% του συνόλου ενεργητικού. Η τιμή αυτή θεωρείται ικανοποιητική για μια επιχείρηση, σύμφωνα με τα διεθνή πρότυπα του δανεισμού. Στο 2ο διάστημα περιλαμβάνονται τιμές του δείκτη δανειακής επιβάρυνσης από 66.67% έως 80%. Το 80% θεωρείται οριακή τιμή για ελληνικές επιχειρήσεις και από την τιμή αυτή και πάνω οι επιχειρήσεις θεωρείται ότι αντιμετωπίζουν σοβαρότατα προβλήματα (υπερχρεωμένες) και αντιμετωπίζουν υψηλό κίνδυνο πτώχευσης. Το 4ο διάστημα περιλαμβάνει επιχειρήσεις με αρνητικά ίδια κεφάλαια και οι τιμές που δείκτη υπερβαίνουν το 100%. Προφανώς πρόκειται για τη χειρότερη δυνατή κατάσταση.

Το κωδικοποιημένο πληροφοριακό σύστημα αποτελείται από 74 διαφορετικές περιγραφές επιχειρήσεων. Βρέθηκαν, δηλαδή, 6 επιχειρήσεις οι οποίες είχαν ακριβώς την ίδια περιγραφή με κάποια άλλη επιχείρηση του πληροφοριακού συστήματος. Η ποιότητα ταξινόμησης του πληροφοριακού συστήματος είναι ίση με τη μονάδα, δηλαδή με βάση το σύνολο των κριτηρίων ταξινομείται το σύνολο των επιχειρήσεων του πληροφοριακού συστήματος. Ο πυρήνας του κωδικοποιημένου πληροφοριακού συστήματος είναι το κενό σύνολο. Αυτό έχει την έννοια ότι κανένα από τα 12 κριτήρια δεν είναι απολύτως απαραίτητα για την πλήρη περιγραφή του, κωδικοποιημένου πλέον, πληροφοριακού συστήματος. Η ποιότητα ταξινόμησης των 12 κριτηρίων παρουσιάζεται αναλυτικά στον Πίνακα 3.8, όπου πρώτο σε ποιότητα ταξινόμησης εμφανίζεται το κριτήριο X_1 (περιθώριο καθαρού κέρδους) και ακολουθούν τα κριτήρια X_3 (βιομηχανική αποδοτικότητα) και X_5 (δείκτης γενικής ρευστότητας).

Πίνακας 3.8: Ποιότητα ταξινόμησης των 12 κριτηρίων του πληροφοριακού συστήματος

<i>Κριτήρια</i>											
X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}

Ποιότητα	0.4	0.063	0.313	0.15	0.3	0	0.15	0.15	0.263	0.113	0.113	0
----------	-----	-------	-------	------	-----	---	------	------	-------	-------	-------	---

Πλήρης περιγραφή του πληροφοριακού συστήματος παρέχεται από 54 διαφορετικά ελάχιστα σύνολα κριτηρίων με ποιότητα ταξινόμησης ίση με τη μονάδα (δηλαδή ίση με αυτή του πληροφοριακού συστήματος). Αυτό οφείλεται στο ότι ο πυρήνας είναι το κενό σύνολο, με αποτέλεσμα να εμφανίζεται μεγάλος αριθμός συνδυασμών κριτηρίων με ικανότητα να περιγράψουν πλήρως το πληροφοριακό σύστημα. Τα ελάχιστα σύνολα που προέκυψαν παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.9. Από τα 54 ελάχιστα σύνολα, ένα (το 37ο) περιλαμβάνει επτά κριτήρια, τριάντα τρία περιλαμβάνουν από έξι κριτήρια και τα υπόλοιπα είκοσι περιλαμβάνουν από πέντε κριτήρια το καθένα. Τα ελάχιστα σύνολα του Πίνακα 3.9 παρουσιάστηκαν στον αποφασίζοντα για να υποδειχθεί από αυτόν το πλέον κατάλληλο για την δημιουργία του αλγόριθμου απόφασης. Μετά από μελέτη των ελάχιστων συνόλων, επιλέχθηκε το ελάχιστο σύνολο με αύξοντα αριθμό 16. Η επιλογή αυτή έγινε με στόχο τη χρήση και την εισαγωγή στο σύστημα κανόνων όσο το δυνατό περισσότερων κριτηρίων από εκείνα που ο αποφασίζοντας θεωρούσε σημαντικά για τη λήψη απόφασης σχετικά με τη βιωσιμότητα των επιχειρήσεων. Η επιλογή του συγκεκριμένου ελάχιστου συνόλου πραγματοποιήθηκε ώστε να περιλαμβάνει όσο το δυνατόν μικρότερο συνολικά αριθμό κριτηρίων και τα πλέον σημαντικά κριτήρια που ενσωματώνουν την απαραίτητη πληροφορία για την αξιολόγηση και την ταξινόμηση των επιχειρήσεων. Έτσι, το ελάχιστο σύνολο που επιλέχθηκε περιλαμβάνει τα κριτήρια X_4 (δείκτης αποδοτικότητας), X_5 , X_7 , X_9 (δείκτες φρεγγυότητας) και το X_{11} (δείκτης επίδοσης της διαχείρισης).

Πίνακας 3.9: Τα ελάχιστα σύνολα του πληροφοριακού συστήματος

Ελάχιστα Σύνολα	Ελάχιστα Σύνολα
$\{X_4, X_8, X_{10}, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_5, X_7, X_8, X_{11}, X_{12}\}$
$\{X_1, X_7, X_9, X_{10}, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_6, X_7, X_{12}\}$
$\{X_1, X_3, X_8, X_{10}, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_5, X_7, X_{11}\}$
$\{X_1, X_7, X_8, X_{10}, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_4, X_5, X_9, X_{11}, X_{12}\}$
$\{X_4, X_7, X_9, X_{10}, X_{11}\}$	$\{X_1, X_4, X_5, X_8, X_{11}, X_{12}\}$
$\{X_4, X_5, X_9, X_{10}, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_3, X_5, X_7, X_{11}\}$
$\{X_1, X_3, X_6, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_2, X_4, X_6, X_7, X_9, X_{12}\}$
$\{X_1, X_3, X_5, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_2, X_4, X_5, X_6, X_9, X_{12}\}$
$\{X_3, X_4, X_6, X_9, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_3, X_5, X_6, X_{12}\}$

$\{X_2, X_4, X_6, X_9, X_{11}\}$	$\{X_2, X_3, X_4, X_6, X_9, X_{10}, X_{12}\}$
$\{X_1, X_4, X_6, X_9, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_4, X_6, X_{10}, X_{12}\}$
$\{X_1, X_2, X_7, X_{10}, X_{11}\}$	$\{X_1, X_2, X_4, X_5, X_6, X_{12}\}$
$\{X_1, X_2, X_4, X_6, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_6, X_7, X_9, X_{10}, X_{11}\}$
$\{X_1, X_2, X_4, X_5, X_{11}\}$	$\{X_1, X_6, X_7, X_8, X_{10}, X_{11}\}$
$\{X_1, X_3, X_7, X_{10}, X_{11}\}$	$\{X_1, X_5, X_6, X_7, X_9, X_{11}\}$
$\{X_4, X_5, X_7, X_9, X_{11}\}$	$\{X_1, X_5, X_6, X_7, X_8, X_{11}\}$
$\{X_3, X_4, X_5, X_9, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_3, X_8, X_{10}, X_{11}\}$
$\{X_2, X_4, X_5, X_9, X_{11}\}$	$\{X_1, X_2, X_3, X_6, X_{10}, X_{11}\}$
$\{X_4, X_6, X_8, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_3, X_5, X_{11}\}$
$\{X_4, X_5, X_7, X_8, X_{11}\}$	$\{X_1, X_2, X_6, X_7, X_9, X_{11}\}$
$\{X_3, X_4, X_5, X_8, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_3, X_6, X_9, X_{11}\}$
$\{X_2, X_4, X_5, X_8, X_{11}\}$	$\{X_2, X_4, X_8, X_{10}, X_{11}\}$
$\{X_4, X_6, X_7, X_9, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_4, X_7, X_8, X_{10}, X_{11}\}$
$\{X_4, X_5, X_6, X_9, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_4, X_6, X_{10}, X_{11}\}$
$\{X_1, X_6, X_7, X_9, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_2, X_4, X_6, X_8, X_{11}\}$
$\{X_1, X_5, X_7, X_9, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_6, X_7, X_8, X_{11}\}$
$\{X_1, X_6, X_7, X_8, X_{11}, X_{12}\}$	$\{X_1, X_2, X_3, X_6, X_8, X_{11}\}$

Το μειωμένο πληροφοριακό σύστημα που δημιουργήθηκε από το επιλεγμένο ελάχιστο σύνολο έχει φυσικά ποιότητα ταξινόμησης και ακρίβεια ταξινόμησης ίσες με 1. Σε αυτό περιλαμβάνονται 45 διαφορετικές περιγραφές επιχειρήσεων.

Ο αλγόριθμος απόφασης (σύστημα κανόνων) που προέκυψε παρουσιάζεται σε μορφή πίνακα στον Πίνακα 3.10. Κάθε κανόνας υποδεικνύει την ταξινόμηση της επιχείρησης σε μια ομάδα, είτε εκείνη των πτωχευμένων επιχειρήσεων (ομάδα 0), είτε εκείνη των υγιών (ομάδα 1). Στον πίνακα αυτό παρουσιάζεται ακόμη η ισχύς των κανόνων απόφασης, ο αριθμός δηλαδή των επιχειρήσεων του πληροφοριακού συστήματος που κατατάσσονται με κάθε κανόνα. Από την ισχύ προκύπτει και η σχετική σημαντικότητα των κανόνων του αλγόριθμου απόφασης. Περισσότερο σημαντικοί είναι οι κανόνες #1 (κατατάσσει 18 υγιείς επιχειρήσεις) και #8 (που κατατάσσει 12 πτωχευμένες επιχειρήσεις). Ακόμη, μπορεί να παρατηρηθεί ότι

οι υγιείς επιχειρήσεις ταξινομούνται με τη βοήθεια έξι κανόνων ενώ οι υπόλοιποι εννέα χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση των πτωχευμένων επιχειρήσεων.

Σημαντική επίσης παρατήρηση είναι ότι εμφανίζονται πέντε κανόνες της μικρότερης δυνατής ισχύος, δηλαδή κανόνες που κατατάσσουν μόνο μία επιχείρηση. Από αυτούς ένας κανόνας (#5) ταξινομεί υγιείς επιχειρήσεις ενώ οι υπόλοιποι τέσσερις κανόνες (οι: #11, #12, #14 και #15) ταξινομούν πτωχευμένες επιχειρήσεις. Έτσι, διαπιστώνεται ότι ενώ υπάρχει αρκετή ομοιογένεια των υγιών επιχειρήσεων, ως προς τα χαρακτηριστικά τους (οι δύο πρώτοι σε ισχύ κανόνες ταξινομούν το 70% των υγιών επιχειρήσεων), η ομάδα των πτωχευμένων επιχειρήσεων παρουσιάζεται περισσότερο ανομοιογενής και απαιτούνται περισσότεροι κανόνες για την περιγραφή όλων των επιχειρήσεων της ομάδας. Αυτό είναι μάλλον αναμενόμενο και επιβεβαιώνει ότι οι μορφές και τα αίτια αποτυχίας μπορούν να ποικίλουν και τα προβλήματα να εμφανιστούν με διαφορετικές μορφές από επιχείρηση σε επιχείρηση. Αντίθετα, οι υγιείς επιχειρήσεις είναι φυσικό να έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά, με αποτέλεσμα να παρουσιάζουν ένα σχετικά περισσότερο ομοιογενές σύνολο.

Πίνακας 3.10: Ο αλγόριθμος απόφασης 15 κανόνων για την κατάταξη των επιχειρήσεων του βασικού πληροφοριακού συστήματος και η ισχύς των κανόνων

Κανόνας	Κριτήρια						Ομάδα	Ισχύς
	X ₄	X ₅	X ₇	X ₉	X ₁₁			
#1	4			3			1	18
#2	3	5		3			1	10
#3	3	4		3			1	5
#4	3	3	4	3			1	3
#5	2	4	3	3			1	1
#6	3	3	3	3	3		1	3
#7				2			0	9
#8				1			0	12
#9	2	3		3			0	8
#10	2	2		3			0	5
#11	3	1		3			0	1
#12	3	2		3			0	1
#13	3	3	2	3			0	2
#14	2	4	3	3			0	1
#15	3	3	3	3	2		0	1

3.2.3 Ανάλυση αξιοπιστίας του υποδείγματος

Μετά την ανάπτυξη του αλγόριθμου απόφασης και για να εξασκριβωθεί η αξιοπιστία του, χρησιμοποιήθηκε για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων του βασικού δείγματος κατά τα προηγούμενα έτη. Για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων των οποίων τα χαρακτηριστικά δεν αντιστοιχούν σε κανένα από τους κανόνες του συστήματος, χρησιμοποιήθηκε η εκτιμώμενη σχέση εγγύτητας. Για το σκοπό αυτό τέθηκαν τα κατώφλια και οι συντελεστές βαρύτητας που παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.11. Η ταξινόμηση των παραπάνω επιχειρήσεων πραγματοποιήθηκε σε συνδυασμό της εκτιμώμενης σχέσης εγγύτητας και της ισχύος των κανόνων του συστήματος.

Πίνακας 3.11: Διαμόρφωση των παραμέτρων για τον υπολογισμό της εκτιμώμενης σχέσης εγγύτητας

Κριτήρια					
	X_4	X_5	X_7	X_9	X_{11}
Κατώφλι αδιαφορίας (q)	0	0	0	0	0
Κατώφλι προτίμησης (p)	1	1	1	1	1
Κατώφλι βέτο (v)	2	2	2	2	2
Συντελεστής βαρύτητας (k)	1.000	1.400	1.200	1.100	1.100

Τα ποσοστά εσφαλμένων ταξινομήσεων επιχειρήσεων του βασικού δείγματος για τα έτη -2, -3, -4 και -5 παρουσιάζονται συνοπτικά στον Πίνακα 3.12. Τα σφάλματα Τύπου I είναι εκείνα που αντιστοιχούν σε ταξινόμηση πτωχευμένων επιχειρήσεων ως υγιών, ενώ τα σφάλματα Τύπου II αντιστοιχούν στην ταξινόμηση υγιών επιχειρήσεων ως πτωχευμένων. Τα ποσοστά σφάλματος Τύπου II είναι σχετικά σταθερά και για τα τέσσερα έτη και ικανοποιητικά χαμηλά έως και το έτος -4. Αντίθετα, τα ποσοστά σφάλματος Τύπου I αυξάνουν με πολύ μεγαλύτερους ρυθμούς και περίπου μία στις τέσσερις επιχειρήσεις ταξινομείται εσφαλμένα κατά το έτος -5. Σε ότι αφορά την ταξινόμηση επιχειρήσεων με βάση την εκτιμώμενη σχέση εγγύτητας, χαρακτηριστική είναι η απόλυτη επιτυχία για τα έτη -2 και -3. Για τα έτη -4 και -5 παρατηρείται επίσης σχετική επιτυχία στην ταξινόμηση υγιών επιχειρήσεων, ενώ για τις πτωχευμένες η αποτελεσματικότητα της διαδικασίας ελαττώνεται αντίστοιχα προς τη συνολική αποτελεσματικότητα του αλγόριθμου απόφασης.

Πίνακας 3.12: Ανάλυση των σφαλμάτων ταξινόμησης των επιχειρήσεων του βασικού δείγματος για τα έτη από -2 έως -5 με τον αλγόριθμο απόφασης 15 κανόνων της μεθόδου των προσεγγιστικών συνόλων

	Έτος -2	Έτος -3	Έτος -4	Έτος -5
Σφάλμα Τύπου I	10.00%	15.38%	25.00 %	26.32 %
Σφάλμα Τύπου II	12.50%	15.38%	15.00%	18.42%
Συνολικό σφάλμα	11.25 %	15.38%	20.00 %	22.37 %

Ο αλγόριθμος απόφασης των 15 κανόνων χρησιμοποιήθηκε επίσης και για την κατάταξη των επιχειρήσεων του δείγματος ελέγχου για τα έτη -1, -2 και -3. Τα ποσοστά εσφαλμένων ταξινόμησης επιχειρήσεων του δείγματος ελέγχου παρουσιάζονται συνοπτικά στον Πίνακα 3.13. Τα ποσοστά σφάλματος Τύπου I είναι ικανοποιητικά για το έτος -1 και χειροτερεύουν για τα προηγούμενα έτη, ενώ τα ποσοστά σφάλματος Τύπου II ακολουθούν αντίστροφη τάση. Χαρακτηριστικό είναι ότι η επιτυχία στην ταξινόμηση μέσω της εκτιμώμενης σχέσης εγγύτητας συμβαδίζει με την επιτυχία ταξινόμησης αποκλειστικά μέσω του συστήματος κανόνων. Παρατηρείται δηλαδή βελτίωση της αποτελεσματικότητας της διαδικασίας για τα έτη -2 και -3 σε ότι αφορά τις υγιείς και χειροτέρευση σε ότι αφορά τις πτωχευμένες επιχειρήσεις του δείγματος.

Πίνακας 3.13: Ανάλυση των σφαλμάτων ταξινόμησης των επιχειρήσεων του δείγματος ελέγχου για τα έτη από -1 έως -3 με τον αλγόριθμο απόφασης 15 κανόνων της μεθόδου των προσεγγιστικών συνόλων

	Έτος -1	Έτος -2	Έτος -3
Σφάλμα Τύπου I	21.06 %	63.16 %	52.63 %
Σφάλμα Τύπου II	36.84 %	31.58 %	31.58 %
Συνολικό σφάλμα	28.95%	47.37%	42.10%

Ως γενικό συμπέρασμα είναι δυνατό να σημειωθεί ότι το σύστημα κανόνων που προέκυψε από τη μέθοδο των προσεγγιστικών συνόλων επιτυγχάνει ικανοποιητική ταξινόμηση των επιχειρήσεων του βασικού δείγματος, ακόμη και για το πέμπτο έτος πριν την εμφάνιση της πτώχευσης.

3.2.4 Σύγκριση μεταξύ των προσεγγιστικών συνόλων και της διακριτικής ανάλυσης

Παρά τη διαφορετικότητα των δύο μεθόδων, για λόγους σύγκρισης το ίδιο δείγμα δεδομένων χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη μιας συνάρτησης διάκρισης. Ο Πίνακας 3.14 παρουσιάζει τους συντελεστές της συνάρτησης και τα αποτελέσματα της ταξινόμησης

παρουσιάζονται στους Πίνακες 3.15 και 3.16 για το βασικό δείγμα και το δείγμα ελέγχου αντίστοιχα.

Πίνακας 3.14: Συντελεστές της συνάρτησης διάκρισης

Κριτήριο	Συντελεστής
X_4	0,30614
X_5	0,86331
X_7	-2,07208
X_9	0,08044
X_{11}	1,17542
Σταθερός όρος	-0,32967

Πίνακας 3.15: Ανάλυση των σφαλμάτων ταξινόμησης των επιχειρήσεων του βασικού δείγματος για τα έτη από -1 έως -5 με τη συνάρτηση διάκρισης

	Έτος -1	Έτος -2	Έτος -3	Έτος -4	Έτος -5
Σφάλμα Τύπου I	7.50%	25.00%	32.50%	35.00%	35.00%
Σφάλμα Τύπου II	22.50%	17.50%	25.00%	20.00%	27.50%
Συνολικό σφάλμα	15.00%	21.25%	28.75%	27.50%	31.25%

Πίνακας 3.16: Ανάλυση των σφαλμάτων ταξινόμησης των επιχειρήσεων του δείγματος ελέγχου για τα έτη από -1 έως -3 με τη συνάρτηση διάκρισης

	Έτος -1	Έτος -2	Έτος -3
Σφάλμα Τύπου I	52.63%	57.89%	57.89%
Σφάλμα Τύπου II	26.32%	31.58 %	26.32%
Συνολικό σφάλμα	39.47%	44.74%	42.11%

Με βάση τα αποτελέσματα ταξινόμησης είναι προφανές ότι η ταξινόμηση με το σύστημα κανόνων είναι καλύτερη από εκείνη με τη συνάρτηση διάκρισης για όλες τις περιπτώσεις με εξαίρεση το έτος -2 του δείγματος ελέγχου για τα σφάλματα Τύπου I. Τα συγκριτικά αποτελέσματα υποδεικνύουν τη δυνατότητα της μεθόδου των προσεγγιστικών συνόλων να βοηθήσουν στην εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης επιχειρήσεων και να την καταστήσουν αξιόπιστη εναλλακτική της διακριτικής ανάλυσης.

3.2.5 Συμπεράσματα μελέτης

Σε αυτή τη μελέτη προτείνεται η μέθοδος των προσεγγιστικών συνόλων ως εργαλείο για την πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων. Η μέθοδος, που είναι ειδικά προσαρμοσμένη σε πολυκριτήρια προβλήματα ταξινόμησης εφαρμόζεται πολύ καλά στο πρόβλημα της πτώχευσης. Το υπόδειγμα που δημιουργεί έχει τη μορφή των κανόνων απόφασης για την ανάπτυξη των οποίων λαμβάνεται υπόψη η γνώμη ενός ειδικού που στην περίπτωση αυτή ήταν ανώτερο στέλεχος ελληνικής εμπορικής τράπεζας. Ακόμη το σύστημα κανόνων αντανακλά τα πλέον σημαντικά κριτήρια τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης επιχειρήσεων.

Σε ότι αφορά στην ταξινόμηση επιχειρήσεων, η μέθοδος έδωσε πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα και μάλιστα καλύτερα από εκείνα της κλασσικής διακριτικής ανάλυσης. Το γεγονός αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό, καθώς η μέθοδος αποδεικνύεται ένα εργαλείο το οποίο μπορεί να αποτελέσει σημαντική εναλλακτική στο μέλλον στην αντιμετώπιση προβλημάτων της χρηματοοικονομικής διοίκησης.

3.3 Εφαρμογή στον αναδρομικό αλγόριθμο διαφοροποίησης

Για την εφαρμογή του αναδρομικού αλγόριθμου διαφοροποίησης δημιουργήθηκε μια βάση δεδομένων από τα στοιχεία των ισολογισμών και των λογαριασμών αποτελεσμάτων χρήσης για ένα δείγμα 21 επιχειρήσεων του κλάδου της κλωστοϋφαντουργίας, 9 πτωχευμένες και 12 υγιείς (πίνακας 3.17) και για μια σειρά 14 ετών.

Η επιλογή του δείγματος και της πηγής των χρηματοοικονομικών στοιχείων έγινε με τα ακόλουθα κριτήρια:

- Να υπάρχουν δημοσιευμένα στοιχεία για τις επιχειρήσεις και των δύο ομάδων για, κατά το δυνατό, μεγαλύτερη χρονική περίοδο πριν το έτος πτώχευσης.
- Να ανήκουν όλες οι επιχειρήσεις στον ίδιο κλάδο, για να εξασφαλιστεί ομοιογένεια στους χρηματοοικονομικούς δείκτες.
- Να ελαχιστοποιηθεί το κόστος έρευνας.

Σε μια βάση δεδομένων καταχωρούνται όλα τα στοιχεία των ισολογισμών και των αποτελεσμάτων χρήσης των επιχειρήσεων. Με βάση αυτά υπολογίζονται οι ακόλουθοι χρηματοοικονομικοί δείκτες:

X_1 : κέρδη προ τόκων και φόρων/ σύνολο ενεργητικού

X_2 : καθαρά κέρδη/ ίδια κεφάλαια

X_3 : κυκλοφορούν ενεργητικό/ βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις

X_4 : (κυκλοφορούν ενεργητικό – αποθέματα) / βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις

X_5 : (βραχυπρόθεσμες + μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις) / ίδια κεφάλαια

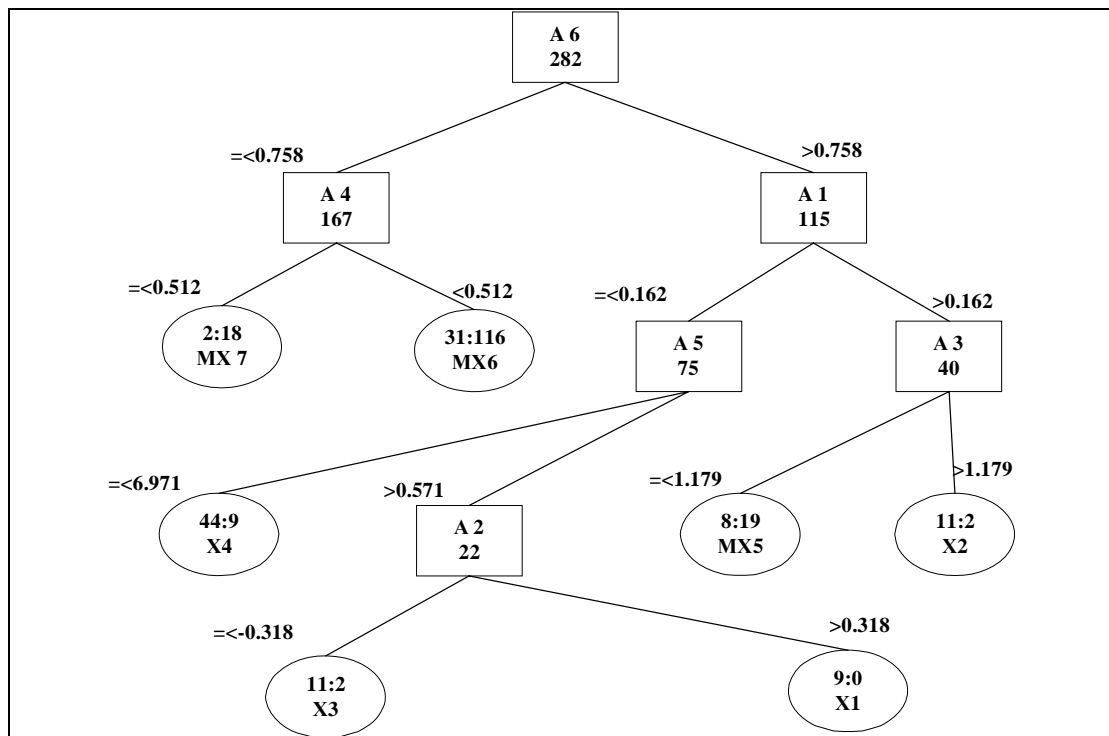
X_6 : (βραχυπρόθεσμες + μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις) / σύνολο ενεργητικού

Οι δείκτες 1-2 μετρούν την αποδοτικότητα, οι 3-4 τη ρευστότητα και οι 5-6 τη δανειακή επιβάρυνση. Η βάση περιέχει δυο υποσύνολα, ένα για την ομάδα των πτωχευμένων και ένα για των μη πτωχευμένων επιχειρήσεων. Σε κάθε υποσύνολο τα στοιχεία καταχωρούνται ανά έτος και ανά επιχείρηση. Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες υπολογίζονται αυτόματα από το σύστημα και καταχωρούνται στη βάση δεδομένων των δεικτών. Για την ερμηνεία τους δεν έχει σημασία η απόλυτη τιμή τους, αλλά η διαχρονική τους σταθερότητα και η τιμή τους σε σχέση με τη μέση τιμή τους στον κλάδο ομοιογενών επιχειρήσεων. Η μέθοδος RPA χρησιμοποιεί τις μέσες τιμές των δεικτών για ολόκληρη τη χρονική περίοδο για την οποία έχουν συλλεχθεί στοιχεία.

Πίνακας 3.17: Δείγμα επιχειρήσεων

<u>ΜΗ ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΕΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΙΣ</u>	<u>ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΕΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΙΣ</u>
1. ΑΙΓΑΙΟΝ	1. ΑΘΗΝΑ
2. ΑΝΑΤΟΛΙΑ	2. ΑΡΙΣΤΟΝ
3. ΒΙΧΕΠ ΜΕΡΙΝΟΣ	3. ΒΕΛΚΑ
4. ΒΟΜΒΥΞ	4. ΔΟΥΡΙΔΑΣ
5. ΓΕΠΑ	5. ΙΛΙΟΣ
6. ΔΗΜΗΤΡΙΑΔΗΣ	6. ΜΗΧΑΗΛΙΔΗΣ
7. ΕΡΙΟΪΦΑΝΤΟΥΡΓΙΚΗ	7. ΠΕΙΡΑΪΚΗ – ΠΑΤΡΑΪΚΗ
8. ΕΤΜΑ	8. ΠΕΡΦΙΑ
9. ΚΛΩΣΤΗΡΙΑ ΝΑΟΥΣΗΣ	9. ΠΟΥΡΝΑΡΑΣ
10. ΛΕΚΚΑΣ & ΑΦΟΙ	
11. ΜΑΒΗΣ	
12. ΜΑΚΕΔΟΝΙΚΑ ΚΛΩΣΤΗΡΙΑ	

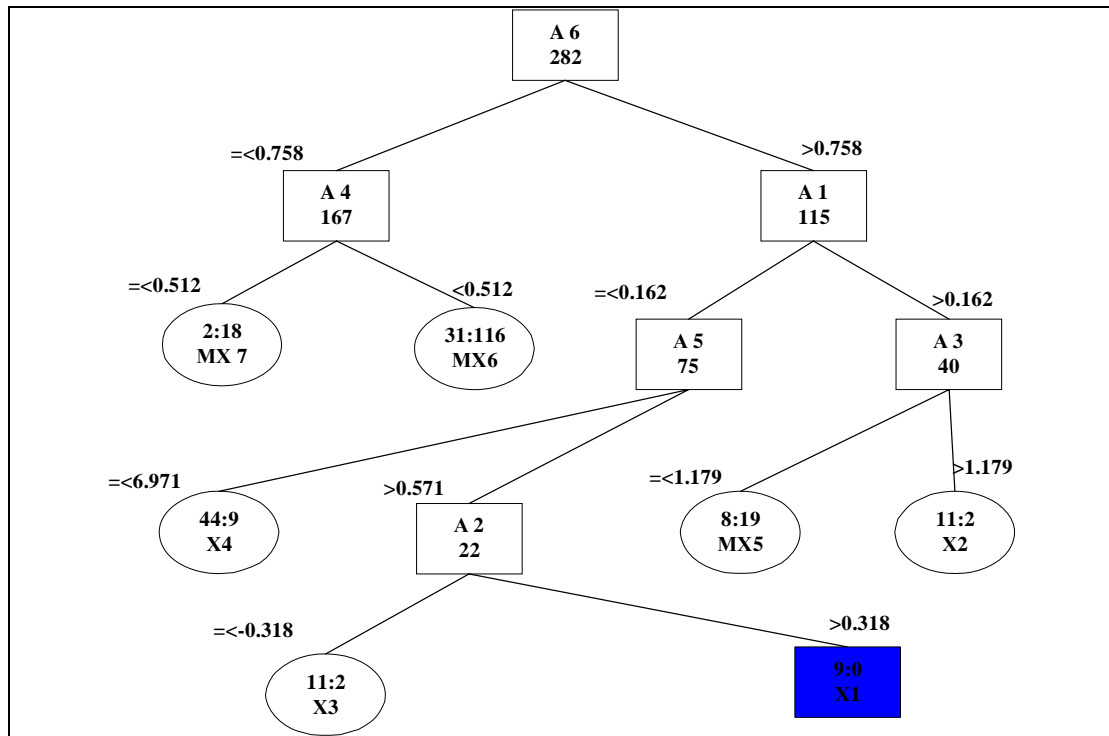
Τα αποτελέσματα της εφαρμογής της βάσης μοντέλων για τη μέθοδο του αναδρομικού αλγορίθμου διαφοροποίησης είναι:



Σχήμα 3.1: Δέντρο απόφασης του ΑΑΔ

Οι τελικές κορυφές του δένδρου σημειώνονται με κύκλο μέσα στον οποίο εμφανίζεται η σχέση πτωχευμένων/ μη πτωχευμένων επιχειρήσεων. Η κατάταξη της τελικής κορυφής στην ομάδα των πτωχευμένων συμβολίζεται με το X και στην ομάδα των μη πτωχευμένων με το MX. Ο αριθμός δίπλα στους χαρακτηρισμούς (X ή MX) δείχνει το βαθμό κινδύνου πτώχευσης μιας επιχείρησης, η οποία εντάσσεται στη συγκεκριμένη τελική κορυφή. Όσο ο αριθμός αυτός πλησιάζει προς τη μονάδα, τόσο ο κίνδυνος να πτωχεύσει η επιχείρηση που εντάσσεται σ' αυτή την κορυφή είναι μεγαλύτερος.

Οι κορυφές που παρουσιάζονται με τετράγωνα είναι μη τελικές. Σ' αυτές σημειώνεται το πλήθος των επιχειρήσεων και ο χρηματοοικονομικός δείκτης που έχει επιλεγεί από το σύστημα ως ο καλύτερος κανόνας διαφοροποίησης. Εάν, για παράδειγμα, έχουμε να ταξινομήσουμε μια επιχείρηση, της οποίας οι χρηματοοικονομικοί δείκτες δίνονται στο σχήμα, τότε το σύστημα ταξινομεί την επιχείρηση αυτή σε μια τελική κορυφή που εμφανίζεται στην οθόνη έντονα χρωματισμένη. Στο παράδειγμα, αυτό η επιχείρηση ταξινομείται στην ομάδα των πτωχευμένων επιχειρήσεων με υψηλό κίνδυνο πτώχευσης.



Σχήμα 3.2: Δέντρο απόφασης του ΑΑΔ

Πίνακας 3.18: Συνολική κατάταξη των επιχειρήσεων για τα έτη 1, 2, 3, 4 πριν από το έτος πτώχευσης.

Έτος	Έτος 1	Έτος 2	Έτος 3	Έτος 4
RPA	83,8%	76,4%	87,5%	79,2%

Πίνακας 3.19: Ανάλυση σφαλμάτων ταξινόμησης των επιχειρήσεων του δείγματος για τα έτη 1, 2, 3, 4 πριν από το έτος πτώχευσης.

Σφάλμα / Μέθοδος / Έτος	-1	-2	-3	-4
Τύπου Ι	14,3%	22,6%	25%	16,7%
Τύπου ΙΙ	18,2%	25%	0%	20%

3.3.1 Συμπεράσματα

Για κάθε νέα υποψήφια για ανάλυση επιχείρηση ο χρήστης καταχωρεί τα χρηματοοικονομικά της στοιχεία και κάνει την ταξινόμηση αυτόματα σε μια από τις δυο ομάδες με τη μέθοδο αναδρομικού αλγόριθμου διαφοροποίησης.

Η χρησιμοποίηση ποσοτικών μόνο στοιχείων για την εκτίμηση τον κινδύνου περιορίζει τη δυνατότητα του παραπάνω μοντέλου για την υποστήριξη οριστικών αποφάσεων, καθώς η

εκτίμηση της πιθανότητας πτώχευσης μιας επιχείρησης για να είναι αξιόπιστη, θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη και ποιοτικά στοιχεία, όπως η ηλικία και η ποιότητα της διοίκησης της επιχείρησης, η ποιότητα του προσωπικού της, ο κλάδος που ανήκει, ο κύκλος ζωής των προϊόντων της, κλπ. (Zorounidis, 1987).

Από τα σημαντικά πλεονεκτήματα του RPA είναι η δυνατότητα που παρέχουν τα δυαδικά δέντρα στην επεξήγηση της πτώχευσης για κάθε συγκεκριμένη επιχείρηση. Από τη άποψη του αποφασίζοντα, ο RPA απλώς ταξινομεί τις επιχειρήσεις σε κατηγορίες κινδύνου. Επομένως, δεν επιτρέπει συγκρίσεις μεταξύ των επιχειρήσεων που ταξινομούνται στην ίδια κατηγορία, οπότε και είναι δύσκολη η σύγκριση της σχετικής επιδόσεως των επιχειρήσεων.

4° Κεφάλαιο

ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ

4.1 Εισαγωγή

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών στο πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης (ΤΝ) έχει σημειωθεί σπουδαία πρόοδος σε σχέση με την στηριζόμενη στην ανθρώπινη λογική χρήση των υπολογιστών.

Τα νευρωνικά δίκτυα (ΝΔ) είναι μια τεχνολογία επεξεργασίας πληροφοριών που εμπνέεται από μελέτες του εγκεφάλου και του νευρικού συστήματος. Αφού έπεσε σε δυσμένεια τη δεκαετία του '70 ο τομέας των Ν.Δ. πέρασε από μια δραματική αναβίωση στο τέλος της δεκαετίας του '80. Το ανανεωμένο ενδιαφέρον δημιουργήθηκε λόγω της ανάγκης για επεξεργασία πληροφοριών όμοια με αυτή του εγκεφάλου, για πρόοδο στην τεχνολογία των υπολογιστών και πρόοδο στην νευρολογία όσον αφορά στην κατανόηση των μηχανισμών του εγκεφάλου. Σήμερα τα Ν.Δ. έχουν αρχίσει να παίζουν σημαντικό ρόλο στον τομέα της έρευνας (αρχικά με κατεύθυνση στην ιατρική έρευνα), στην υποστήριξη οικονομικών αποφάσεων καθώς και σε άλλους τομείς συμπληρώνοντας ή αντικαθιστώντας έτσι παραδοσιακές στατιστικές προσεγγίσεις των Συστημάτων Εμπειρογνωμοσύνης, αφού τα Ν.Δ. παρουσιάζουν χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα στην απόδοση που δεν υπάρχουν σε άλλους τύπους συστημάτων.

Σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι η εκτίμηση της ικανότητας μοντελοποίησης των νευρωνικών δικτύων στον τομέα της πρόβλεψης της πτώχευσης επιχειρήσεων και η σύγκριση της απόδοσής τους σε σχέση με άλλες στατιστικές μεθόδους και μεθόδους βασισμένες σε υπολογιστές. Επίσης εξετάζονται οι δυνατότητες και οι περιορισμοί των νευρωνικών δικτύων γενικά ως μοντέλων. Η σύγκριση εξετάζεται σε τέσσερις διαστάσεις (Σπηλιανάκη, 1998):

- *Αυτοδυναμία (robustness)*: Η ικανότητα για επεξεργασία μη πλήρων και ανακριβών δεδομένων και μη κανονικοποιημένα κατανεμημένων δειγμάτων δεδομένων.
- *Ακρίβεια πρόβλεψης*: Η ικανότητα της σωστής ταξινόμησης σε ομάδες πτωχευμένων και μη πτωχευμένων.
- *Προσαρμοστικότητα*: Η ικανότητα να ενσωματώνει νέες παρατηρήσεις αναπροσαρμόζοντας το μοντέλο κατά ένα προσθετικό τρόπο.

- *Ικανότητα επεξήγησης*: Η ικανότητα να δίνονται εξηγήσεις πως σχετίζονται οι ανεξάρτητες μεταβλητές (οικονομικοί δείκτες της επιχείρησης) με τις εξαρτημένες (πτώχευση, μη-πτώχευση της επιχείρησης).

Τα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζονται ως μία ακόμα τεχνική ταξινόμησης. Δεδομένου ότι η πρόβλεψη για πτώχευση επιχειρήσεων ανήκει στην κατηγορία προβλημάτων ταξινόμησης δύο ομάδων, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν στην πρόβλεψη πτώχευσης. Ο κυριότερος τομέας που βρίσκει εφαρμογή σε ένα τέτοιο μοντέλο είναι μια τράπεζα για την οποία μεγαλύτερη αξία έχει η πρόβλεψη της χρεοκοπίας μιας εταιρίας από ότι έχει η πρόβλεψη της μη χρεοκοπίας της.

4.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα συχνά αναφερόμενα και ως τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) αναπτύχθηκαν όπως προαναφέρθηκε από ερευνητές του χώρου τεχνητής νοημοσύνης ως μια καινοτόμος μεθοδολογία μοντελοποίησης πολύπλοκων προβλημάτων. Κύρια μεθοδολογική βάση των νευρωνικών δικτύων αποτελεί η προσπάθεια εξομοίωσης του τρόπου λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου κατά την επεξεργασία των σημάτων/ μηνυμάτων που λαμβάνει από το εξωτερικό περιβάλλον. Η δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου αποτελείται από ένα πολύ μεγάλο πλήθος νευρώνων, οργανωμένων σε ένα ιδιαίτερα πολύπλοκο δίκτυο. Οι νευρώνες αποτελούν ανεξάρτητες μονάδες επεξεργασίας των ερεθισμάτων που δέχεται ο άνθρωπος από το εξωτερικό περιβάλλον. Κάθε νευρώνας δέχεται ένα σήμα εισόδου, το οποίο μπορεί να προέρχεται είτε απευθείας από τους αισθητήρες του ανθρώπινου σώματος, είτε από άλλους νευρώνες. Το σήμα εισόδου υπόκειται σε μια επεξεργασία, αποτέλεσμα της οποίας είναι η παραγωγή ενός σήματος εξόδου, το οποίο μεταφέρεται στους υπόλοιπους νευρώνες προς περαιτέρω επεξεργασία, ώστε τελικά να προκύψει το κατάλληλο αποτέλεσμα ανάλογα με το αρχικό ερέθισμα που αποτέλεσε το αντικείμενο όλης αυτής της επεξεργασίας.

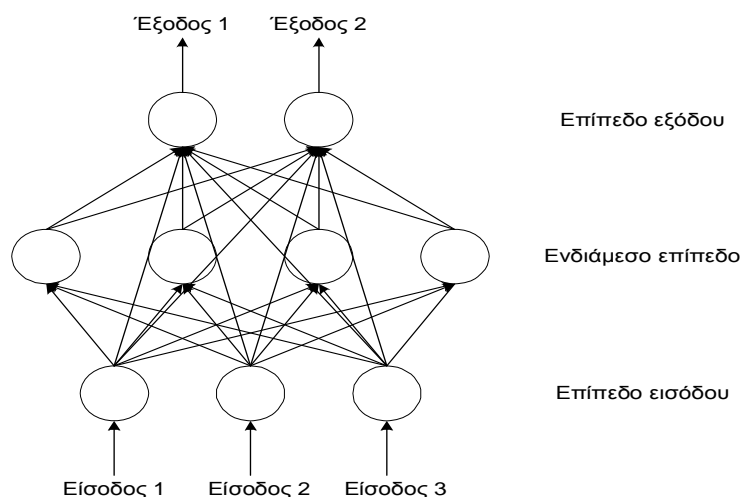
4.3 Τα συστατικά στοιχεία των νευρωνικών δικτύων και οι αρχιτεκτονικές τους

4.3.1 Αρχιτεκτονική δικτύου

Ομοίως με τα βιολογικά δίκτυα τα ΤΝΔ μπορούν να οργανωθούν σε πολλούς διαφορετικούς τρόπους, δηλαδή να συνδεθούν μεταξύ τους από διάφορες οδούς. Μια τυπική αρχιτεκτονική ενός ΤΝΔ περιλαμβάνει (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001):

1. Ένα *επίπεδο εισόδου (input layer)* αποτελούμενο από μια σειρά κόμβων (επιμέρους ομάδες επεξεργασίας), έναν για κάθε είσοδο του ΤΝΔ

2. Ένα επίπεδο εξόδου (*output layer*), το οποίο αποτελείται από έναν ή περισσότερους κόμβους, ανάλογα με τη μορφή που έχει το αποτέλεσμα του ΤΝΔ. Στην περίπτωση προβλημάτων ταξινόμησης το πλήθος των κόμβων του επιπέδου εξόδου καθορίζεται ανάλογα με το πλήθος των κατηγοριών. Έτσι στην περίπτωση των δύο κατηγοριών, το δίκτυο μπορεί να έχει μόνο έναν κόμβο εξόδου, το οποίο θα λαμβάνει την τιμή 1 για την κατηγορία C_1 και 2 για την κατηγορία C_2 (οι τιμές 1 και 2 είναι αυθαίρετες και εναλλακτικά μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιοδήποτε άλλο ζεύγος τιμών). Στην γενικότερη περίπτωση όπου υπάρχουν q κατηγορίες, τότε το πλήθος των κόμβων στο επίπεδο εξόδου συνήθως καθορίζεται ως ο αμέσως μεγαλύτερος ακέραιος αριθμός από τον πραγματικό αριθμό $\log_2 q$ (Subramanian et al., 1993). Εναλλακτικά μπορεί να καθοριστεί ένας κόμβος εξόδου για κάθε κατηγορία.
3. Μια σειρά ενδιάμεσων επιπέδων (*hidden layers*). Όλοι οι κόμβοι διαδοχικών επιπέδων συνδέονται πλήρως μεταξύ τους, ενώ είναι επίσης δυνατή η ανάπτυξη ΤΝΔ στα οποία υπάρχουν συνδέσεις ακόμα και μεταξύ κόμβων που δεν ανήκουν σε διαδοχικά επίπεδα. Το σχήμα 4.1 παρουσιάζει ένα παράδειγμα ΤΝΔ που χρησιμοποιεί την αρχιτεκτονική αυτή (fully connected neural network model) με ένα ενδιάμεσο επίπεδο. Γενικά, δεν υπάρχει ένας συγκεκριμένος κανόνας βάσει του οποίου καθορίζεται ο αριθμός των κόμβων των ενδιάμεσων επιπέδων. Αυτό συνήθως επιτυγχάνεται μέσω διαδικασιών δοκιμής και λάθους αν και σταδιακά έχει αρχίσει η ανάπτυξη και εφαρμογή ΤΝΔ, τα οποία μπορούν να προσαρμόζουν την αρχιτεκτονική τους ανάλογα με το εκάστοτε πρόβλημα που αντιμετωπίζεται. (self-organizing neural networks). Σε προβλήματα ταξινόμησης, έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί σχετικές με την εφαρμογή των ΤΝΔ (Patuwo et al., 1992 και Subramanian et al., 1993), έχουν δείξει ότι γενικά ένα ενδιάμεσο επίπεδο αρκεί για την επίτευξη ικανοποιητικών αποτελεσμάτων. Το πλήθος των κόμβων στο ενδιάμεσο αυτό επίπεδο μπορεί να κυμαίνεται μεταξύ q και $2n-1$, όπου q είναι το πλήθος των κατηγοριών και n είναι το πλήθος των κριτηρίων αξιολόγησης.



Σχήμα 4. 1: Σχηματική απεικόνιση των νευρωνικών δικτύων

4.3.2 Στοιχεία επεξεργασίας και βάρη

Κάθε σύνδεση μεταξύ δύο κόμβων του ΤΝΔ έχει ένα βάρος το οποίο αναπαριστά την ισχύ της σύνδεσης. Με άλλα λόγια τα βάρη εκφράζουν τη σχετική σπουδαιότητα της κάθε εισόδου ενός στοιχείου επεξεργασίας. Στοιχεία επεξεργασίας ονομάζονται οι τεχνητοί νευρώνες του ΤΝΔ. Ο καθορισμός των βαρών αυτών (εκμάθηση του δικτύου) επιτυγχάνεται μέσω διαδικασιών βελτιστοποίησης με σκοπό την ελαχιστοποίηση των αποκλίσεων μεταξύ των αποτελεσμάτων του δικτύου από το πραγματικό αποτέλεσμα (προκαθορισμένη ταξινόμηση), το οποίο καθορίζεται για ένα δείγμα εκμάθησης. Ως μέτρο των αποκλίσεων, συνήθως χρησιμοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων.

4.3.3 Η αθροιστική συνάρτηση

Βάσει των βαρών των συνδέσεων, η είσοδος σε κάθε κόμβο του δικτύου υπολογίζεται ως ο σταθμισμένος μέσος των εξόδων όλων των κόμβων με τους οποίους συνδέεται. Στη γενικότερη περίπτωση ενός πλήρως συνδεδεμένου ΤΝΝ η είσοδος in_{ir} στον κόμβο i του επιπέδου r υπολογίζεται ως εξής (Δούμπος και Ζοπουνίδης, 2001):

$$in_{ir} = \sum_{j=0}^{i-1} \sum_{k=1}^{n_j} w_{ik}^j o_{kj} + \phi_{ir}$$

Όπου:

- n_j , ο αριθμός των κόμβων στο επίπεδο j .
- w_{ik}^j , το βάρος της σύνδεσης μεταξύ του κόμβου i στο επίπεδο j και του κόμβου k στο επίπεδο j .

- o_{kj} , η έξοδος του κόμβου k στο επίπεδο j .
- φ_{ir} , ένας όρος σφάλματος.

Η έξοδος κάθε νευρώνα προκύπτει μέσω μιας συνάρτησης μετασχηματισμού της εισόδου του νευρώνα. Η συνηθέστερη συνάρτηση μετασχηματισμού που χρησιμοποιείται είναι η λογιστική συνάρτηση:

$$o_{ir} = \frac{1}{1 + e^{-\frac{in_{ir}}{T}}}, \text{ όπου } T \text{ είναι μια σταθερά}$$

4.3.4 Η εκμάθηση

Ένα ΤΝΔ μαθαίνει από τα λάθη του. Η συνήθης διαδικασία εκμάθησης περιλαμβάνει τρία καθήκοντα (Σπηλιανάκη, 1998):

1. Υπολογισμός εξόδων.
2. Σύγκριση των εξόδων με τις επιθυμητές απαντήσεις.
3. Προσαρμογή των βαρών και επανάληψη διαδικασίας.

Η διαδικασία εκμάθησης αρχίζει συνήθως με τυχαία απονομή τιμών στα βάρη. Η διαφορά ανάμεσα στην πραγματική έξοδο και την επιθυμητή συμβολίζεται με Δ . Στόχος είναι να ελαχιστοποιηθεί ή ακόμα καλύτερα να μηδενιστεί το Δ μέσα από σταδιακή μετατροπή των βαρών. Ένα κοινό χαρακτηριστικό των συστημάτων είναι η ικανότητά τους να ταξινομούν πλήθος δεδομένων εισόδου χωρίς την παραμικρή γνώση κανόνων και να χρησιμοποιούν διάφορα υποδείγματα βαρών για να αναπαριστούν τη μνήμη κατηγοριών. Διαφορετικά ΤΝΔ υπολογίζουν το σφάλμα με διαφορετικούς τρόπους ανάλογα με τον αλγόριθμο εκμάθησης που χρησιμοποιείται. Κατά την εκμάθηση ενός δικτύου τα δεδομένα εισόδου χωρίζονται σε δύο κατηγορίες: υποθέσεις εκμάθησης και υποθέσεις δοκιμής.

4.4 Μορφές εκμάθησης των ΤΝΔ

Ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται για την εκτέλεση μιας εργασίας με την παρουσίαση παραδειγμάτων, λαμβάνοντας τα δεδομένα της εισόδου σε συνδυασμό με τα αποτελέσματα τα οποία θα πρέπει να δώσουν στην έξοδο. Αυτή είναι εκμάθηση μέσω συσχέτισης αιτίας και αποτελέσματος. Το δίκτυο μαθαίνει τους συσχετισμούς ανάμεσα σε τέτοια ζευγάρια παραδειγμάτων δεδομένων στην είσοδο και αναλόγων αποτελεσμάτων στην έξοδο και μπορεί όχι μόνο να αναπαράγει αυτούς τους συσχετισμούς αλλά και να γενικεύσει αυτές τις σχέσεις για δεδομένα στην είσοδο, τα οποία δεν έχει επεξεργαστεί ξανά. Επομένως τα νευρωνικά δίκτυα είναι ικανά να επιδείξουν ευφυΐα.

Επιπλέον τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ανακαλύψουν ομοιότητες μεταξύ των δεδομένων της εισόδου και να τα κατατάξουν, έτσι ώστε να αναγνωρίζονται ομοιότητες και διαφορές. Συχνά ένα δίκτυο μπορεί να ανακαλύψει ότι ένας μεγάλος αριθμός δειγμάτων μπορεί να αναπαρασταθεί από ένα μικρό αριθμό προτύπων.

Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί ακόμα να συγκρίνει με ευφυή τρόπο νέες καταστάσεις με παλιές εμπειρίες και να ανασυγκροτήσει ένα δείγμα βασισμένο σε μη πλήρη δεδομένα στην είσοδο. Για παράδειγμα, ένα νευρωνικό δίκτυο που έχει διδαχθεί να αναγνωρίζει ένα συγκεκριμένο σχέδιο μέσω ανάλυσης της εικόνας τους θα το αναγνωρίσει ακόμα και αν τμήμα της εικόνας είναι εν μέρει συσκοτισμένο.

Όταν αναφερόμαστε στην ικανότητα των νευρωνικών δικτύων να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων στην πραγματικότητα μιλάμε για *εποπτευόμενη εκμάθηση*. Οι εργασίες της εποπτευόμενης εκμάθησης περιλαμβάνουν τη διδασκαλία με συσχετιζόμενα ζεύγη δεδομένων στην είσοδο και έξοδο. Στο δίκτυο παρουσιάζονται δεδομένα που δείχνουν την απάντηση που πρέπει να εμφανιστεί στην έξοδο σαν απάντηση σε συγκεκριμένο ερέθισμα στην είσοδο. Το δίκτυο τότε κατασκευάζει μια αναπαράσταση της ενυπάρχουσας σχέσης μεταξύ εισόδου και εξόδου. Αυτή είναι η βάση της ικανότητας ενός νευρωνικού δικτύου να παράγει κατάλληλες εξόδους για όλες τις εισόδους της ίδιας κατηγορίας, ακόμα και αν συγκεκριμένες εισοδοί δεν έχουν συναντηθεί από το δίκτυο στο παρελθόν.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν επίσης την ικανότητα να ανακαλύπτουν ομοιότητες μεταξύ δειγμάτων. Αυτή η ικανότητα είναι γνωστή ως *μη εποπτευόμενη εκμάθηση*. Στη μη εποπτευόμενη εκμάθηση παρουσιάζονται στο δίκτυο δείγματα τα οποία δεν είναι χαρακτηρισμένα. Το δίκτυο εξετάζει όλα τα δείγματα και τα κατατάσσει σε κατηγορίες δειγμάτων με παρόμοια χαρακτηριστικά. Το αποτέλεσμα είναι ένας αριθμός κατηγοριών που η καθεμία περιγράφεται από ένα πρωτότυπο και στην οποία κατηγορία περιλαμβάνονται διαφορετικά δείγματα. Ο αριθμός των κατηγοριών μπορεί να μεταβληθεί αυξάνοντας ή μειώνοντας την ακτίνα κάθε κατηγορίας, δηλαδή αλλάζοντας το κριτήριο βάσει του οποίου καθορίζεται η ομοιότητα και αλλάζοντας τον αριθμό των δειγμάτων μέσα στην κατηγορία.

Η μη εποπτευόμενη εκμάθηση είναι χρήσιμη στις περιπτώσεις μαζικών σωμάτων δειγμάτων. Μπορεί να ξεχωρίσει τέτοια δείγματα σε κατηγορίες που μοιάζουν με περιγραφή. Οι ιδιότητες αυτών των δειγμάτων μπορεί να εξεταστούν για να διαπιστωθεί αν πραγματικά είναι όμοια μεταξύ τους. Αν όχι, η μη εποπτευόμενη εκμάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί διαδοχικά για να χωρίσει κάθε κατηγορία σε μικρότερες και κατά αυτό τον τρόπο να δημιουργηθεί μια ιεραρχική δομή κατηγοριών. Η μη εποπτευόμενη εκμάθηση μπορεί

επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη συμπίεση δεδομένων ή για να φιλτράρει τα δεδομένα στην είσοδο.

Η μη εποπτευόμενη εκμάθηση χρησιμοποιείται επίσης σε συνδυασμό με την εποπτευόμενη εκμάθηση. Μερικές φορές δείγματα διαφορετικών τάξεων αναμειγνύονται κατά περίπλοκο τρόπο μέσα σε μια κατηγορία. Περαιτέρω κατάταξή τους γίνεται κατά καλύτερο τρόπο με την εποπτευόμενη εκμάθηση.

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να επιδείξουν και ικανότητες συσχετισμένης αποθήκευσης και ανάκλησης. Η ιδέα είναι ότι δείγματα αποθηκεύονται σε συσχετισμένα ζεύγη που αποτελούνται από ερέθισμα και απόκριση. Είναι σημαντικό ότι ακόμα και ένα διαστρεβλωμένο ερέθισμα μπορεί να προκαλέσει μια πλήρη απόκριση. Τέτοιες ικανότητες ενμνημόνευσης μπορεί να είναι συσχετιζόμενες και σε αυτή την περίπτωση ένα παραποιημένο ερέθισμα αναπαράγει μια επανορθωμένη έκδοση του εαυτού του. Ακόμα πιο ενδιαφέρουσα είναι η ικανότητα που έχουν τα νευρωνικά δίκτυα από ένα διαστρεβλωμένο ερέθισμα να δημιουργούν ένα άλλο δείγμα, το οποίο συνδέεται με αυτό και στο οποίο δεν λείπει κανένα μέρος του.

Στη μη εποπτευόμενη εκμάθηση τα δείγματα συσχετίζονται με ευρετήρια κατηγοριών. Έτσι όποτε ένα δείγμα στην είσοδο αναγνωρίζεται ότι ανήκει σε μια συγκεκριμένη κατηγορία τα συσχετισμένα δείγματα, αντιδράσεις ή μηνύματα ανακαλούνται. Στην εποπτευόμενη εκμάθηση τα αριθμητικά αποτελέσματα στην έξοδο διαχωρίζονται ανά διαστήματα και διαφορετικά δείγματα ή αποφάσεις συσχετίζονται με κάθε διάστημα. Όποτε το αποτέλεσμα ενός αναγνωρισμένου δείγματος βρίσκεται μέσα σε ένα διάστημα, τότε η συσχετισμένη απόφαση μπορεί να ανακληθεί. Για να γίνει διαχωρισμός ανάμεσα σε αυτά τα δύο το ένα ονομάζεται συσχετισμένη ανάκληση και το άλλο συσχετισμένη απόφαση.

Η εποπτευόμενη εκμάθηση, η μη εποπτευόμενη εκμάθηση, η συσχετισμένη ανάκληση, η συσχετισμένη απόφαση και τα παραδείγματα πάνω σε αυτά προσφέρουν μια βάση για τον σχεδιασμό και την ερμηνεία των ισχυρών νευρωνικών συστημάτων επεξεργασίας πληροφοριών που είναι κατάλληλα για την επεξεργασία πληροφοριών δομημένων σε δείγματα.

4.5 Αλγόριθμοι εκμάθησης

Η επεξεργασία πληροφοριών με ΤΝΔ αποτελείται από την ανάλυση μοντέλων δραστηριοτήτων με τη βοήθεια πληροφοριών που συσσωρεύονται με την μορφή των βαρών διασύνδεσης των νευρώνων. Ένα κοινό χαρακτηριστικό των συστημάτων είναι η ικανότητά τους να ταξινομούν πλήθος δεδομένων εισόδου χωρίς την παραμικρή γνώση κανόνων και να χρησιμοποιούν πρότυπα βαρών για να αναπαριστούν τη μνήμη κατηγοριών. Κατά τη

διάκριση της εκμάθησης τα βάρη αλλάζουν σε ανταπόκριση των δεδομένων εκμάθησης που παρουσιάζονται στο σύστημα.

Οι περισσότεροι από τους αλγόριθμους αυτούς έχουν εξελιχθεί από τις έννοιες που ανέπτυξε ο D.O.Hebb (1961). Αυτός είχε προτείνει ένα μοντέλο μη εποπτευμένης εκμάθησης στο οποίο τα βάρη αυξάνονται αν τόσο ο νευρώνας από τον οποίο προερχόταν το σήμα, όσο και ο νευρώνας στον οποίο κατέληγε ήταν σε ενεργή κατάσταση. Με αυτό τον τρόπο τα πιο χρησιμοποιούμενα «μονοπάτια» του δικτύου δυνάμωναν και έτσι εξηγούνταν το φαινόμενο της συνήθειας και της εκμάθησης μέσω της επανάληψης.

Ένα ΤΝΔ που χρησιμοποιεί την αρχή εκμάθησης του Hebb αυξάνει τα βάρη του δικτύου ανάλογα με το γινόμενο του βαθμού διέγερσης του νευρώνα-αποστολέα του σήματος και του νευρώνα-αποδέκτη. Συμβολικά:

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + aOUT_iOUT_j$$

Όπου:

- $W_{ij}(n)$, η τιμή του βάρους από το νευρώνα i στον νευρώνα j πριν την μετατροπή.
- $W_{ij}(n+1)$, η τιμή του βάρους από τον νευρώνα i στον νευρώνα j μετά τη μετατροπή.
- a , ο συντελεστής ρυθμού εκμάθησης..
- OUT_i , η έξοδος του νευρώνα i και είσοδος του νευρώνα j
- OUT_j , η έξοδος του νευρώνα j .

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων 25 ετών αναπτύχθηκαν περισσότερο αποτελεσματικοί αλγόριθμοι εκμάθησης. Συγκεκριμένα δίκτυα των Rosenblatt (1962), Windrow (1959) και Hoff (1960) καθώς και πολλών άλλων στηρίχθηκαν σε αλγόριθμους εποπτευμένης εκμάθησης και τα δίκτυα αυτά είχαν μεγαλύτερο αριθμό προτύπων εισόδου και μεγαλύτερους συντελεστές ρυθμού εκμάθησης, από ότι θα μπορούσε να επιτευχθεί χρησιμοποιώντας τον απλό αλγόριθμο του Hebb. Σήμερα υπάρχει τεράστια ποικιλία χρησιμοποιούμενων αλγορίθμων.

4.6 Αλγόριθμος ανάδρομης διάδοσης

4.6.1 Εισαγωγή στον αλγόριθμο ανάδρομης διάδοσης

Η πλέον διαδεδομένη διαδικασία εκμάθησης νευρωνικών δικτύων είναι η διαδικασία back propagation (Rumelhart et al.,1986) ή αλλιώς αλγόριθμος ανάδρομης διάδοσης (ΑΔ). Η ανακάλυψη αυτού του αλγόριθμου έπαιξε σημαντικό ρόλο στην ανανέωση του ενδιαφέροντος για τα ΤΝΔ. Ο αλγόριθμος αυτός είναι μια συστηματική μέθοδος εκμάθησης πολυεπίπεδων ΤΝΔ. Έχει μια μαθηματική βάση ιδιαίτερα ισχυρή και εύκολα

εφαρμόσιμη. Παρά τους περιορισμούς, ο αλγόριθμος ανάδρομης διάδοσης έχει επεκτείνει το εύρος των προβλημάτων στα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα ΤΝΔ και έχει επιδείξει αρκετές επιτυχείς εφαρμογές.

4.6.2 Η σύνθεση του δικτύου

4.6.2.1 Ο νευρώνας

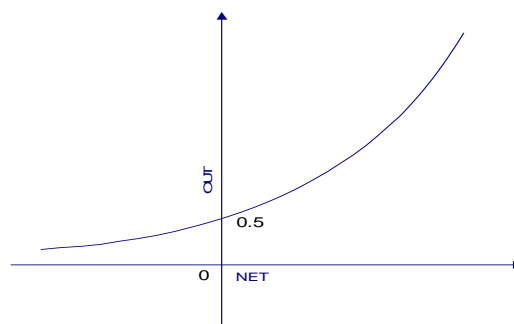
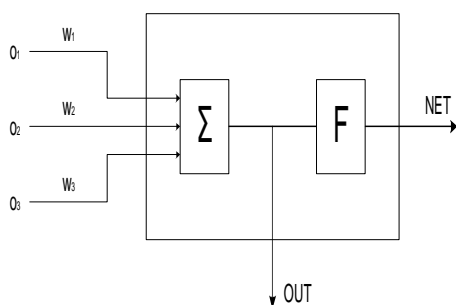
Στο σχήμα 4.2 φαίνεται ένας νευρώνας ο οποίος χρησιμοποιείται ως το βασικό δομικό στοιχείο των δικτύων ΑΔ. Ένας αριθμός δεδομένων εισόδου δίνεται είτε έξω από το δίκτυο, είτε από ένα προηγούμενο επίπεδο. Κάθε ένα από τα δεδομένα εισόδου πολλαπλασιάζεται με ένα συντελεστή βάρους και τα γινόμενα αθροίζονται. Αυτό το άθροισμα ονομάζεται NET και πρέπει να υπολογίζεται για κάθε νευρώνα του δικτύου. Αφού υπολογιστεί το NET μια συνάρτηση ενεργοποίησης εφαρμόζεται για να το προσαρμόσει, παράγοντας έτσι το σήμα εξόδου OUT. Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται συνήθως για τον αλγόριθμο ΑΔ είναι η εξής:

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-(NET)}}$$

Από ότι φαίνεται στο σχήμα 4.3, η παραπάνω συνάρτηση η οποία καλείται σιγμοειδής είναι ικανοποιητική γιατί έχει μια απλή παράγωγο, κάτι που χρησιμοποιείται για την εφαρμογή του αλγορίθμου αυτού:

$$\frac{\partial OUT}{\partial NET} = OUT(1 - OUT)$$

Η σιγμοειδής συνάρτηση συμπύσσει την έκταση του NET έτσι ώστε η έξοδος να βρίσκεται στο διάστημα μεταξύ 0 και 1. Ως γνωστόν, τα πολυεπίπεδα δίκτυα έχουν μεγαλύτερη ικανότητα αναπαράστασης από τα μονοεπίπεδα μόνο όταν εισάγεται η έννοια της μη γραμμικότητας. Η συνάρτηση ενεργοποίησης παράγει αυτή τη μη γραμμικότητα.



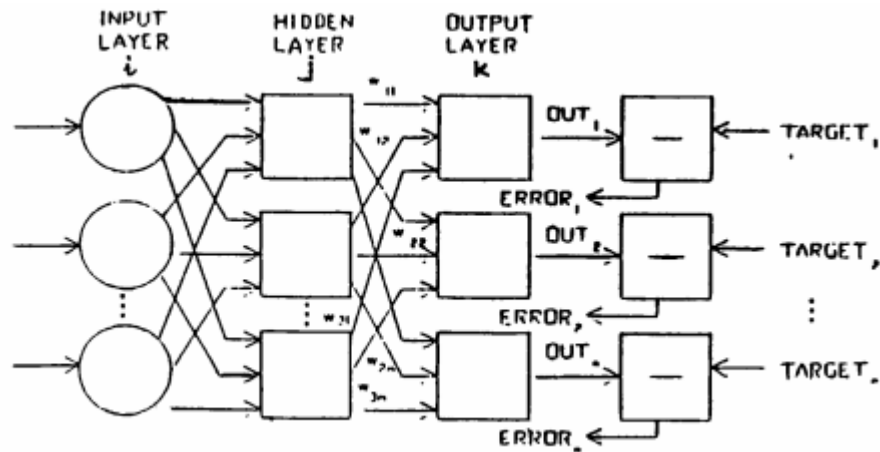
Υπάρχουν πολλές συναρτήσεις που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν. Αυτό που απαιτεί ο αλγόριθμος είναι να είναι παντού παραγωγίσιμες. Η σιγμοειδής συνάρτηση ικανοποιεί αυτό το αίτημα. Επιπλέον έχει το πλεονέκτημα ότι προσφέρει μια μορφή αυτόματης «ρυθμιστικής αύξησης μεγέθους». Για μικρού μεγέθους σήματα, (όταν το NET βρίσκεται κοντά στο μηδέν) η κλίση της καμπύλης εισόδου εξόδου είναι ρηχή, παράγοντας μεγάλη αύξηση μεγέθους. Καθώς το μέγεθος του σήματος γίνεται μεγαλύτερο η αύξηση μεγέθους μειώνεται. Κατ' αυτό τον τρόπο μεγάλα σήματα μπορούν να εξομαλυνθούν χωρίς να κορεστούν, ενώ μικρά σήματα μπορούν να περάσουν χωρίς να εξασθενίσουν υπερβολικά.

4.6.2.2 Το πολυεπίπεδο δίκτυο

Στο σχήμα 4.4 φαίνεται ένα πολυεπίπεδο δίκτυο κατάλληλο για εκμάθηση με τον αλγόριθμο ΑΔ. Το σχήμα είναι απλοποιημένο έτσι ώστε να είναι ευκρινές. Η πρώτη ομάδα νευρώνων που συνδέεται με τις εισόδους αποτελούν απλά σημεία διανομής και δεν μεταβάλλουν τις εισόδους. Το σήμα εισόδου απλά περνάει και πολλαπλασιάζεται με τα βάρη στις εξόδους τους. Κάθε νευρώνας στα ακόλουθα επίπεδα παράγει μια τιμή NET και OUT, όπως περιγράφεται παραπάνω.

Δεν υπάρχει σταθερός κανόνας που να ορίζει τον αριθμό των επιπέδων σε αυτά τα δίκτυα. Μερικοί συγγραφείς αναφέρονται στον αριθμό των επιπέδων των νευρώνων, συμπεριλαμβανοντας και το αρχικό επίπεδο και άλλοι αναφέρονται στον αριθμό των επιπέδων των βαρών. Επειδή ο τελευταίος ορισμός είναι πιο λειτουργικός όσον αφορά στην περιγραφή, επιλέχθηκε ο συγκεκριμένος. Με βάση αυτό τον ορισμό το δίκτυο του σχήματος έχει δύο επίπεδα. Επίσης κάθε νευρώνας σχετίζεται με την ομάδα των βαρών που συνδέονται στην είσοδό του. Επομένως, τα βάρη του επιπέδου 1 τερματίζουν στους νευρώνες του επιπέδου 1. Οι εισοδοί είναι οι νευρώνες διανομής που ορίζονται ως επίπεδο 0.

Ο αλγόριθμος ΑΔ μπορεί να εφαρμοστεί σε δίκτυα με οποιοδήποτε αριθμό επιπέδων. Για την περιγραφή του αλγορίθμου όμως δύο επίπεδα βαρών είναι αρκετά. Σε αυτό το σημείο εξετάζονται μόνο τα δίκτυα με συνδέσμους πρόσθιας διάδοσης, παρότι ο αλγόριθμος μπορεί να εφαρμοστεί και σε δίκτυα με συνδέσμους ανάδρομης διάδοσης.



Σχήμα 4.4: Πολυεπίπεδο δίκτυο εκμάθησης του αλγορίθμου ανάδρομης διάδοσης

4.6.3 Εκμάθηση δικτύου

Ο σκοπός της εκμάθησης του δικτύου είναι η ρύθμιση των βαρών έτσι ώστε η εφαρμογή μιας ομάδας δεδομένων να παράγει το επιθυμητό αποτέλεσμα στην έξοδο. Για λόγους συντομίας αυτές οι ομάδες εισόδου-εξόδου μπορούν να αναφερθούν και ως διανύσματα. Κάθε διάνυσμα στην είσοδο συνδυάζεται με ένα διάνυσμα στην έξοδο. Τα δύο αυτά μαζί ονομάζονται ζεύγος εκμάθησης. Συνήθως ένα δίκτυο διδάσκεται από έναν αριθμό ζευγών εκμάθησης που ονομάζεται σύνολο εκμάθησης.

Πριν αρχίσει η διαδικασία εκμάθησης όλα τα βάρη πρέπει να πάρουν τυχαίες μικρές τιμές. Αυτό διασφαλίζει ότι το δίκτυο δεν θα κορεστεί από μεγάλες τιμές βαρών και επιπλέον προστατεύεται από άλλα σφάλματα στην εκμάθηση. Για παράδειγμα, αν το δίκτυο ξεκινήσει με όμοιες τιμές σε όλα τα βάρη και η υπό εξέταση διαδικασία απαιτεί ανόμοιες τιμές, τότε το δίκτυο δε θα μπορεί να διδαχθεί.

Η εκμάθηση δικτύου ΑΔ απαιτεί τα ακόλουθα βήματα:

1. Επιλογή του επόμενου ζεύγους εκμάθησης από το σύνολο εκμάθησης. Εφαρμογή του διανύσματος εισόδου στο δίκτυο.
2. Υπολογισμός της εξόδου.
3. Υπολογισμός του σφάλματος μεταξύ της εξόδου που υπολογίστηκε και της ζητούμενης εξόδου, δηλαδή του διανύσματος εξόδου.
4. Αναπροσαρμογή των βαρών του δικτύου κατά τρόπο που να ελαχιστοποιείται το σφάλμα.
5. Επανάληψη των παραπάνω βημάτων για κάθε ζεύγος εκμάθησης έως ότου το σφάλμα για όλο το σύνολο εκμάθησης να είναι αποδεκτά χαμηλό.

Οι διαδικασίες που απαιτούνται για τα βήματα 1 και 2 είναι παρόμοιες με τον τρόπο με τον οποίο το δίκτυο θα χρησιμοποιηθεί τελικά. Δηλαδή ένα διάνυσμα εισόδου θα δίνεται στο δίκτυο και το ανάλογο αποτέλεσμα θα υπολογίζεται. Οι υπολογισμοί γίνονται από επίπεδο σε επίπεδο. Πρώτα υπολογίζονται οι εξοδοί των νευρώνων στο επίπεδο j και μετά αυτοί χρησιμοποιούνται ως εισοδοί στο επίπεδο k . Τέλος υπολογίζονται οι εξοδοί του δικτύου k , οι οποίες αποτελούν το διάνυσμα εξόδου του δικτύου.

Στο τρίτο βήμα κάθε εξόδος του δικτύου αφαιρείται από την αντίστοιχη τιμή του ζητούμενου διανύσματος εξόδου και έτσι παράγεται ένα σφάλμα. Αυτό το σφάλμα χρησιμοποιείται στο τέταρτο βήμα για να αναπροσαρμοστούν τα βάρη του δικτύου, όπου η πολικότητα και το μέγεθος της αλλαγής των βαρών καθορίζονται από τον αλγόριθμο εκμάθησης.

Μπορεί κανείς να δει ότι τα βήματα 1 και 2 αποτελούν ένα «πρόσθιο βήμα» γιατί το σήμα διαδίδεται από την είσοδο του δικτύου στην έξοδό του. Τα βήματα 3 και 4 αποτελούν ένα «ανάποδο βήμα» αφού το υπολογιζόμενο σφάλμα διαδίδεται αντίστροφα διαμέσου του δικτύου που χρησιμοποιείται για την αναπροσαρμογή των βαρών. Αυτά τα δύο βήματα παρουσιάζονται στη συνέχεια στην μαθηματική τους μορφή.

4.6.3.1 Το πρόσθιο βήμα

Τα βήματα 1 και 2 μπορούν να αναπαραχθούν με μορφή διανυσμάτων ως εξής: ένα διάνυσμα εισόδου X εφαρμόζεται στο δίκτυο και ένα διάνυσμα εξόδου Y παράγεται. Το ζεύγος διανυσμάτων X και Y είναι ένα από το σύνολο των διανυσμάτων. Ο υπολογισμός γίνεται πάνω στο διάνυσμα X για να παραχθεί το Y .

Ο υπολογισμός στα πολυεπίπεδα δίκτυα γίνεται από επίπεδο σε επίπεδο ξεκινώντας από αυτό που είναι πιο κοντά στην είσοδο. Η τιμή NET για κάθε νευρώνα του πρώτου επιπέδου υπολογίζεται ως το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του νευρώνα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης του F στη συνέχεια «συμπίεζει» την τιμή NET και παράγεται έτσι η τιμή OUT για κάθε νευρώνα του επιπέδου. Όταν βρεθούν οι εξοδοί των νευρώνων ενός επιπέδου αυτοί χρησιμοποιούνται ως εισοδοί για το επόμενο επίπεδο. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου παραχθούν οι τελικές εξοδοί.

Αυτή η διαδικασία μπορεί να δοθεί περιεκτικά σε διανυσματική μορφή. Τα βάρη μεταξύ των νευρώνων μπορούν να θεωρηθούν ως στοιχεία ενός πίνακα W . Αντί να χρησιμοποιηθεί το άθροισμα των γινομένων, το διάνυσμα των τιμών NET μπορεί να εκφραστεί ως το γινόμενο των X και W σε μορφή διανυσμάτων $N=XW$. Εφαρμόζοντας τη συνάρτηση F στο διάνυσμα των τιμών NET, N , παράγεται το διάνυσμα εξόδου O . Επομένως για ένα δοσμένο επίπεδο η ακόλουθη έκφραση περιγράφει τη διαδικασία των υπολογισμών $O=F(XW)$.

Το διάνυσμα εξόδου ενός επιπέδου είναι το διάνυσμα εισόδου του επόμενου. Έτσι ο υπολογισμός της εξόδου του τελικού επιπέδου απαιτεί την εφαρμογή της παραπάνω εξίσωσης για κάθε επίπεδο αρχίζοντας από την είσοδο του δικτύου και τελειώνοντας στην έξοδο.

4.6.3.2. Η αναπροσαρμογή των βαρών του επιπέδου εξόδου

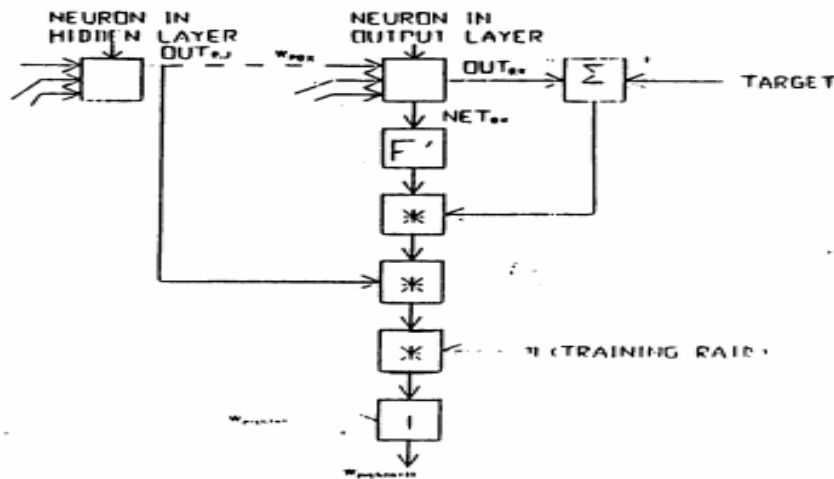
Επειδή μια επιθυμητή τιμή εξόδου είναι δεδομένη για κάθε νευρώνα του επιπέδου εξόδου, η αναπροσαρμογή των σχετικών βαρών επιτυγχάνεται εύκολα με τη χρησιμοποίηση μιας τροποποιημένης μορφής του Delta rule. Τα εσωτερικά επίπεδα αναφέρονται ως κρυμμένα επίπεδα, καθώς οι έξοδοί τους δεν έχουν δεδομένες εξόδους, πράγμα που κάνει την εκμάθηση πιο δύσκολη.

Στο σχήμα 4.5 φαίνεται η διαδικασία εκμάθησης για ένα μόνο βάρος που συνδέει το νευρώνα p του κρυμμένου επιπέδου j με τον νευρώνα q του επιπέδου εξόδου k . Η έξοδος του νευρώνα στο επίπεδο k αφαιρείται από την επιθυμητή δεδομένη τιμή και παράγεται ένα σήμα σφάλματος. Αυτό πολλαπλασιάζεται με την παράγωγο της συνάρτησης ενεργοποίησης $[OUT(1-OUT)]$ που υπολογίζεται για τον συγκεκριμένο νευρώνα, δημιουργώντας έτσι την τιμή $\delta = OUT(1-OUT)(TARGET-OUT)$.

Στη συνέχεια το δ πολλαπλασιάζεται με την τιμή OUT των νευρώνων του επιπέδου j , που είναι οι νευρώνες από τους οποίους ξεκινάει το εξεταζόμενο βάρος. Το γινόμενο έπειτα πολλαπλασιάζεται με την τιμή n , που είναι η παράμετρος ρυθμού εκμάθησης, η οποία συνήθως παίρνει τιμές μεταξύ 0,01 και 1 και μετά το αποτέλεσμα προστίθεται στο βάρος. Ακριβώς η ίδια διαδικασία ακολουθείται για κάθε βάρος που συνδέει τους νευρώνες του κρυμμένου επιπέδου με τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου. Ακολουθούν οι χρησιμοποιούμενες εξισώσεις:

$$\Delta w_{pq,k}(n+1) = n \delta_{q,k} OUT_{p,j} \quad \text{και} \quad w_{pq,k}(n+1) = w_{pq,k}(n) + \Delta w_{pq,k}$$

όπου $w_{pq,k}(n)$ είναι η αξία του βάρους μεταξύ ενός νευρώνα p του κρυμμένου επιπέδου και ενός νευρώνα q του επιπέδου εξόδου κατά το βήμα n (πριν την αναπροσαρμογή). Ο συντελεστής k φανερώνει ότι το βάρος συνδέεται με το επίπεδο στο οποίο καταλήγει. Επίσης $w_{pq,k}(n+1)$ είναι η αξία του βάρους στο βήμα $n+1$ (μετά την αναπροσαρμογή), $\delta_{q,k}$ είναι η αξία του δ για τον νευρώνα q στο επίπεδο εξόδου k και $OUT_{p,j}$ η αξία της τιμής OUT για τον νευρώνα p στο κρυμμένο επίπεδο j . Ας σημειώσουμε ότι οι συντελεστές p και q αναφέρονται σε ένα συγκεκριμένο νευρώνα ενώ οι συντελεστές j και k σε ένα συγκεκριμένο επίπεδο.



Σχήμα 4.5: Διαδικασία εκμάθησης για ένα βάρος

4.6.3.3. Η αναπροσαρμογή των βαρών των κρυμμένων επιπέδων

Τα κρυμμένα επίπεδα δεν έχουν διανύσματα εξόδου έτσι δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί η διαδικασία που έχει ήδη περιγραφεί. Αυτή η έλλειψη εμπόδισε τις προσπάθειες για εκμάθηση στα πολυεπίπεδα δίκτυα μέχρι την εμφάνιση του αλγόριθμου ΑΔ. Με τον αλγόριθμο αυτό διδάσκονται τα κρυμμένα επίπεδα μέσω της διάδοσης του σφάλματος στο επίπεδο εξόδου προς τα πίσω από επίπεδο σε επίπεδο, προσαρμόζοντας τα βάρη σε κάθε επίπεδο.

Οι δυο παραπάνω εξισώσεις χρησιμοποιούνται για όλα τα επίπεδα, τόσο το επίπεδο εξόδου όσο και τα κρυμμένα. Όμως για τα κρυμμένα επίπεδα το δ πρέπει να υπολογιστεί χωρίς το πλεονέκτημα της ύπαρξης ενός δεδομένου διανύσματος εξόδου.

Στο σχήμα 4.6 μπορεί κανείς να δει πώς επιτυγχάνεται αυτό. Πρώτα το δ υπολογίζεται για κάθε νευρώνα στο επίπεδο εξόδου και χρησιμοποιείται για να αναπροσαρμοστούν τα βάρη που οδηγούν στο επίπεδο εξόδου και μετά διαδίδεται προς τα πίσω μέσω των ίδιων βαρών για να παραχθεί μια τιμή δ για κάθε νευρώνα για το πρώτο κρυμμένο επίπεδο. Αυτές οι τιμές δ χρησιμοποιούνται με τη σειρά τους για να αναπροσαρμοστούν τα βάρη αυτού του κρυμμένου επιπέδου και κατά τον ίδιο τρόπο διαδίδονται προς τα πίσω σε όλα τα προηγούμενα επίπεδα.

Θεωρούμε ένα απλό νευρώνα στο κρυμμένο επίπεδο που βρίσκεται ακριβώς πριν το επίπεδο εξόδου. Κατά το πρόσθιο βήμα ο νευρώνας αυτός διαδίδει την εξοδό του στους νευρώνες του επιπέδου εξόδου μέσω των βαρών που ενώνουν τα δύο επίπεδα. Κατά τη διάρκεια της εκμάθησης αυτά τα βάρη ενεργούν αντίστροφα διαδίδοντας την τιμή δ από το επίπεδο εξόδου πίσω στο κρυμμένο επίπεδο. Κάθε ένα από αυτά τα βάρη πολλαπλασιάζεται με την

τιμή δ του νευρώνα με τον οποίο συνδέεται το επίπεδο εξόδου. Η τιμή δ που χρειάζεται για το κρυμμένο επίπεδο παράγεται από την άθροιση όλων αυτών των γινομένων και τον πολλαπλασιασμό αυτού του αθροίσματος με την παράγωγο της συνάρτησης ενεργοποίησης:

$$\delta_{p,j} = OUT_{p,j} (1 - OUT_{p,j}) (\sum_q \delta_{:,k} w_{pq,k})$$

Με δεδομένο το δ αυτά τα βάρη που οδηγούν στο πρώτο πριν το τέλος κρυμμένο επίπεδο μπορούν να αναπροσαρμοστούν χρησιμοποιώντας τις δύο παραπάνω εξισώσεις κατάλληλα διαμορφωμένες ώστε να αναφέρονται στα σωστά επίπεδα.

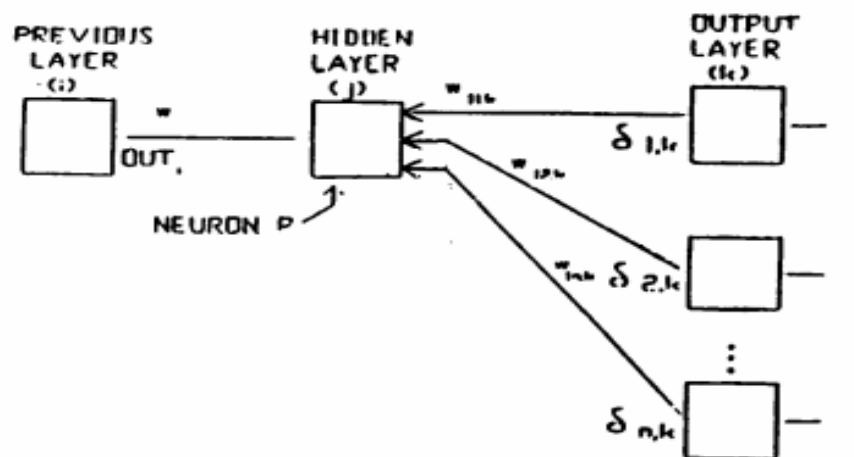
Για κάθε νευρώνα σε δοσμένο κρυμμένο επίπεδο πρέπει να υπολογίζεται το δ και όλα τα βάρη που σχετίζονται με το επίπεδο πρέπει να αναπροσαρμόζονται. Αυτό επαναλαμβάνεται οδηγώντας πίσω στην είσοδο μέχρι να αναπροσαρμοστούν όλα τα βάρη.

Σε μορφή διανυσμάτων η διαδικασία της διάδοσης του σφάλματος προς τα πίσω μπορεί να περιγραφεί πιο περιεκτικά. Ονομάζεται η ομάδα των τιμών δ του επιπέδου εξόδου D_k και τα βάρη W_k . Για να προσδιοριστεί το D_j το διάνυσμα δ για το κρυμμένο επίπεδο, δύο βήματα είναι αρκετά:

1. πολλαπλασιασμός του διανύσματος δ του επιπέδου εξόδου D_k με τον ανάστροφο του πίνακα βαρών που συνδέει το επίπεδο εξόδου με το κρυμμένο επίπεδο W_k .
2. πολλαπλασιασμός κάθε στοιχείου του γινομένου με την παράγωγο της συνάρτησης ενεργοποίησης για το αντίστοιχο νευρώνα του κρυμμένου επιπέδου.

Τα παραπάνω βήματα συμβολίζονται με την ακόλουθη εξίσωση $D_j = D_k W_k' \odot [O_j \odot (I - O_j)]$

Όπου η πράξη \odot ορίζεται ως πολλαπλασιασμός αυτών των διανυσμάτων στοιχείο ανά στοιχείο. O_j είναι το διάνυσμα εξόδου του επιπέδου j και I είναι ένα διάνυσμα του οποίου όλα τα στοιχεία έχουν την τιμή 1.



Σχήμα 4. 6: Υπολογισμός του δ

4.6.4 Μια μέθοδος βελτίωσης: MOMENTUM

Η μέθοδος Momentum βελτιώνει το χρόνο εκμάθησης του αλγορίθμου ΛΔ και ταυτόχρονα την αύξηση της σταθερότητας της διαδικασίας. Η διαδικασία συνίσταται από την πρόσθεση ενός όρου στην αναπροσαρμόζόμενη τιμή του βάρους, ο οποίος όρος είναι ανάλογος της προηγούμενης μεταβολής του βάρους. Μόλις γίνει η αναπροσαρμογή χρησιμοποιείται και ο όρος αυτός, ο οποίος μετατρέπεται και όλες τις ακόλουθες αναπροσαρμογές βαρών. Οι εξισώσεις αναπροσαρμογής τροποποιούνται ακόλουθως:

$$\Delta W_{pq,n}(n+1) = n(\delta_{q,k} \text{OUT}_{p,i}) + \alpha[\Delta W_{pq,k}(n)] \text{ και } W_{pq,n}(n+1) = W_{pq,k}(n) + \Delta W_{pq,k}(n+1)$$

Όπου α είναι συντελεστής momentum και συνήθως παίρνει τιμές γύρω στο 0.9.

Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο αυτή παρατηρήθηκε ότι σε άλλες περιπτώσεις έχει σημαντικά αποτελέσματα, ενώ σε άλλες παρατηρήθηκαν ελάχιστα ή αρνητικά αποτελέσματα.

4.7 Τα μειονεκτήματα και πλεονεκτήματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ)

Η τεχνολογία των νευρωνικών δικτύων όμως έχει σημαντικά πλεονεκτήματα σε σχέση με τις συμβατές προσεγγίσεις άλλων συστημάτων. Το βασικό πλεονέκτημά τους είναι η δυνατότητα παράλληλης επεξεργασίας που παρέχουν και κυρίως, η δυνατότητα αναπαράστασης έντονα μη γραμμικών συμπεριφορών, η οποία τους επιτρέπει να προσεγγίσουν οποιαδήποτε πραγματική συνάρτηση με -θεωρητικά- άπειρη ακρίβεια (Kosko,1992). Άλλα πλεονεκτήματα των ΤΝΔ είναι:

- *Γενίκευση.* Όταν σε ένα ΤΝΔ παρουσιάζονται μη πλήρη και συγκεχυμένα ή μη υπάρχοντα στη μνήμη του δεδομένα, τότε αυτό δίνει μια «λογική» απάντηση.

- *Προσαρμοστικότητα.* Εφόσον το δίκτυο διδάσκεται σε νέο περιβάλλον η εκμάθησή του μπορεί να γίνει διαρκής κατά τη διάρκεια της χρησιμοποίησής του και να συνεχίζεται ταυτόχρονα με την εκμετάλλευση του δικτύου.

Τα μειονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων είναι τα ακόλουθα:

- Μπορεί να αναγνωρίσουν ως σημαντικούς για την λήψη απόφασης παράγοντες που δεν έχουν καμία σχέση ή ακόμα και παράγοντες που έρχονται σε αντίθεση με τις παραδοσιακές θεωρίες στον υπό εξέταση τομέα.
- Δυσκολία να εντοπίσει κανείς τα βήματα που ακολουθούνται για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων λόγω της εσωτερικής δομής των δικτύων. Ένα νευρωνικό δίκτυο δεν μπορεί να πει στο χρήστη πώς επεξεργάστηκε τα δεδομένα ή πώς έφτασε σε κάποια συμπεράσματα. Αυτή η διαδικασία αναπαριστάται μόνο με τον πίνακα των βαρών διασύνδεσης και προς το παρόν δεν μπορεί να μεταφραστεί σε έναν αλγόριθμο που θα μπορούσε να είναι κατανοητός ή χρήσιμος έξω από τα ΤΝΔ. Έτσι δεν είναι δυνατόν να ελεγχθούν οι ενδιάμεσοι υπολογισμοί ή να διορθωθούν τα λάθη ενός ΤΝΔ κατά την παραδοσιακή έννοια. Ο μόνος τρόπος για να ελεγχθεί το σύστημα για την συνέπεια και αξιοπιστία του είναι να ελεγχθούν τα αποτελέσματα.
- Απουσία μιας καθαρά αναγνωρίσιμης εσωτερικής λογικής θα μπορούσε να είναι ένα ισχυρό εμπόδιο για την αποδοχή των ΤΝΔ τουλάχιστον για κάποιες από τις εφαρμογές τους. Τα περισσότερα δίκτυα δεν προσφέρουν δυνατότητες επεξήγησης. Η αιτιολόγηση των αποτελεσμάτων είναι δύσκολο να αποκτηθεί γιατί τα βάρη διασύνδεσης δεν έχουν συνήθως εμφανείς ερμηνείες.
- Με την υπάρχουσα τεχνολογία ο χρόνος εκμάθησης μπορεί να είναι υπερβολικός και κουραστικός και επομένως, η ανάγκη για συνεχή επανεκμάθηση μπορεί να κάνει μια συγκεκριμένη εφαρμογή μη πρακτικά εφαρμόσιμη. Ο καλύτερος τρόπος για την παρουσίαση των δεδομένων και η επιλογή του χρησιμοποιούμενου δικτύου εξετάζονται μέσω της μεθόδου δοκιμής-σφάλματος.
- Τα περισσότερα νευρωνικά δίκτυα δεν μπορούν να εγγυηθούν μια βέλτιστη λύση σε κάποιο πρόβλημα, μια απόλυτα συγκεκριμένη λύση ή μερικές φορές, ακόμα και το ίδιο αποτέλεσμα με τα ίδια δεδομένα.

4.8 Εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Τα ΤΝΔ είναι περισσότερο αποτελεσματικά σε τριών ειδών εργασίες. Αυτές είναι η κατάταξη, η συσχετισμένη μνημόνευση και η ομαδοποίηση. Στα οικονομικά εκτός από την πρόβλεψη πτώχευσης των επιχειρήσεων ένα άλλο παράδειγμα κατάταξης είναι η

κατηγοριοποίηση μετοχών βασισμένη στην οικονομική κατάσταση του εκδότη, σε κατηγορίες που ταιριάζουν στους δείκτες που δίνονται σε αυτές τις μετοχές.

Πρότυπα νευρωνικά δίκτυα για την βοήθεια στη λήψη αποφάσεων έχουν δημιουργηθεί για τις ακόλουθες εφαρμογές:

- Λεπτομερής εξέταση για έγκριση χρηματοδοτήσεων.
- Εκτίμηση του κινδύνου υποθήκευσης.
- Χρηματοδοτική και οικονομική πρόβλεψη.
- Υπολογισμός του κινδύνου για επενδύσεις σε συνάλλαγμα σταθερού εισοδήματος.
- Πρόβλεψη παραβάσεων και χρεοκοπιών.
- Ανίχνευση πλαστικών εκρηκτικών υλών σε αποσκευές.
- Αναγνώριση υποβρύχιων στόχων με sonar. (αυτόματη καθοδήγηση οχήματος)
- Αναγνώριση χειρογράφων και τυπωμένων χαρακτήρων.
- Επαλήθευση υπογραφών σε επιταγές.
- Αξιολόγηση απαιτήσεων για δάνεια σε τράπεζες.

Γενικά πιστεύεται ότι τα ΤΝΔ δεν θα αντικαταστήσουν παραδοσιακές μεθόδους υπολογισμού, κυρίως αυτών που σχετίζονται με υψηλής ταχύτητας αριθμητικές επεξεργασίες, αλλά θα συμπληρώσουν και θα αυξήσουν την αποδοτικότητά τους. Συμπερασματικά, παρότι είναι διαθέσιμα πολυάριθμα μοντέλα νευρωνικών δικτύων και προγράμματα υποστήριξης αυτών, η εκμετάλλευση των συστημάτων αυτών για την επίλυση προβλημάτων και τη λήψη αποφάσεων βρίσκεται ακόμα σε αρχικά βήματα και η τυχόν χρησιμοποίησή τους γίνεται σε επίπεδο έρευνας.

5^ο Κεφάλαιο

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

5.1 Εφαρμογή 1^η

Τα στατιστικά στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη εφαρμογή προέρχονται από προηγούμενες εφαρμογές, οι οποίες στηρίζονται σε άλλες μεθόδους, έτσι ώστε να υπάρχει δυνατότητα σύγκρισης μεταξύ αυτών.

5.1.1 Συλλογή δεδομένων

Οι εταιρείες που χρησιμοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη εφαρμογή ανήκουν στον ίδιο κλάδο βιομηχανίας, έτσι ώστε τα οικονομικά μεγέθη αυτών να είναι ομοιογενή. Συγκεκριμένα οι εταιρείες προέρχονται από τον κλάδο της κλωστοϋφαντουργίας, ο οποίος είναι αφενός ένας από τους πιο δυναμικούς κλάδους της ελληνικής βιομηχανίας και αφετέρου έχει παρουσιάσει τα τελευταία χρόνια μεγάλο αριθμό πτωχεύσεων. Οι εταιρείες που επιλέχθηκαν χωρίζονται σε δύο κατηγορίες και είναι οι εξής:

Μη πτωχευμένες: ΑΙΓΑΙΟΝ, ΑΝΑΤΟΛΙΑ, ΒΙΧΕΠ-ΜΕΡΙΝΟΣ, ΒΟΜΒΥΞ, ΓΕΠΑ, ΔΗΜΗΤΡΙΑΔΗ, ΕΡΙΟΨΦΑΝΤΟΥΡΓΙΚΗ, ΕΤΜΑ, ΚΛΩΣΤΗΡΙΑ ΝΑΟΥΣΗΣ, ΛΕΚΚΑΣ&ΑΦΟΙ, ΜΑΒΗΣ, ΜΑΚΕΔΟΝΙΚΑ ΚΛΩΣΤΗΡΙΑ

Πτωχευμένες: ΑΘΗΝΑ, ΑΡΙΣΤΟΝ, ΒΕΛΚΑ, ΔΟΥΡΙΔΑΣ, ΗΛΙΟΣ, ΜΙΧΑΗΛΙΔΗΣ, ΠΕΙΡΑΪΚΗ ΠΑΤΡΑΪΚΗ, ΠΕΡΦΙΛ, ΠΟΥΡΝΑΡΑΣ

Λόγω του μικρού δείγματος επιχειρήσεων (εννέα χρεοκοπημένες και δώδεκα μη χρεοκοπημένες) θεωρήθηκε κάθε έτος της εκάστοτε επιχείρησης ως μεμονωμένο στοιχείο για να αυξηθεί ο αριθμός των δεδομένων, παρέχοντας έτσι μεγαλύτερη αξιοπιστία στην έρευνα. Το έτος 1984 θεωρείται σαν το έτος που χρεοκόπησαν οι εννέα επιχειρήσεις, καθώς αυτές τότε εντάχθηκαν στον Οργανισμό Αποκατάστασης Επιχειρήσεων (ΟΑΕ), στον οποίο εισάγονται οι επιχειρήσεις που θεωρούνται νομικά πτωχευμένες.

Λαμβάνοντας υπόψη τόσο τη διεθνή εμπειρία από παρόμοιες εφαρμογές, όσο και την πιθανότητα έλλειψης πλήρων στατιστικών στοιχείων, επιλέχθηκαν δείκτες που είχαν ήδη χρησιμοποιηθεί σε παρόμοιες εφαρμογές και η συλλογή τους ήταν εύκολη. Οι δείκτες

επιλέχθηκαν έτσι ώστε να δίνουν πληροφορίες για τους τρεις κυριότερους οικονομικούς τομείς που έχουν σχέση με τη βιωσιμότητα μιας επιχείρησης, δηλαδή την αποδοτικότητα της, τη ρευστότητά της και τη δανειακή της επιβάρυνση. Με βάση τα παραπάνω οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν στο μοντέλο είναι οι εξής:

Βιομηχανική αποδοτικότητα = Κέρδη προ τόκων και φόρων/Σύνολο Ενεργητικού
Χρηματοοικονομική αποδοτικότητα = Καθαρά Κέρδη/Ίδια Κεφάλαια

Γενική Ρευστότητα = Κυκλοφορούν Ενεργητικό/Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις

Άμεση Ρευστότητα = Κυκλοφορούν Ενεργητικό–Αποθέματα/Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις

Ξένων προς Ίδια Κεφάλαια = Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις+Μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις/Ίδια Κεφάλαια

Δανειακή Επιβάρυνση = Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις+Μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις/Σύνολο Ενεργητικού

Η ανάλυση των δεδομένων έγινε με τη βοήθεια ενός υπολογιστικού προγράμματος, κατά το οποίο δημιουργήθηκαν για κάθε εταιρεία δύο πίνακες, ένας με τα διαθέσιμα οικονομικά στοιχεία ανά έτος και ένας με τους απαραίτητους δείκτες.

5.1.2 Δημιουργία συστημάτων νευρωνικών δικτύων

Για την επεξεργασία των στοιχείων χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό πακέτο NNET. Το NNET δεν είναι απλώς ένα νευρωνικό δίκτυο, ούτε ένας αριθμός νευρωνικών δικτύων, αλλά είναι ένα περιβάλλον για τη δημιουργία ενός συνόλου διαδικασιών που μπορούν να επιλύσουν πραγματικά προβλήματα. Κάθε μία από αυτές τις διαδικασίες είναι ένα νευρωνικό δίκτυο και αυτό ίσως είναι το βασικό πλεονέκτημα του NNET που το καθιστά μοναδικό.

Το πρώτο και βασικό βήμα αποτελεί η δημιουργία αρχείων δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την εκμάθηση του συστήματος. Κάθε διαδικασία συνίσταται από ένα αρχείο δεδομένων εισόδου, ένα αρχείο εκμάθησης του δικτύου και ένα αρχείο δεδομένων εξόδου. Στην περίπτωση μιας μη εποπτευόμενης εκμάθησης, το αρχείο δεδομένων εισόδου περιέχει μια ομάδα συσχετισμένων ζευγών δεδομένων εισόδου και εξόδου. Ο χρήστης συνθέτει το δίκτυο ανάλογα με τη ζητούμενη διαδικασία επεξεργασίας και τις ανάγκες του προβλήματος, έτσι όπως αντιλαμβάνεται, και τα στοιχεία αυτά διαμορφώνουν ανάλογα το αρχείο σύνθεσης του δικτύου.

Κατά τη διάρκεια της εκμάθησης, ο χρήστης μπορεί να παρακολουθεί τον τρόπο με τον οποίο το σφάλμα του συστήματος μειώνεται όσο αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων. Ο χρήστης μπορεί να διακόψει τη διαδικασία εκμάθησης οποιαδήποτε στιγμή ή να περιμένει μέχρι να συγκλίνει η διαδικασία ή όταν το σφάλμα υπερβεί μία προκαθορισμένη τιμή. Μετά

τη διαδικασία της εκμάθησης, ο χρήστης μπορεί να δει τα επιμέρους δεδομένα και το σφάλμα για το καθένα από αυτά ξεχωριστά. Το αρχείο εξόδου περιέχει τα δεδομένα εισόδου εκμάθησης, τις συσχετισμένες τιμές των εξόδων και τα αντίστοιχα σφάλματα. Το αρχείο εξόδου ενημερώνεται μετά από κάθε περίοδο εκμάθησης.

Παρόμοιες παρατηρήσεις μπορούν να γίνουν για τη διαδικασία μη εποπτευόμενης εκμάθησης. Η διαδικασία συνιστάται από ένα αρχείο δεδομένων εισόδου, ένα αρχείο σύνθεσης του δικτύου και ένα αρχείο εξόδου. Το αρχείο δεδομένων εισόδου περιέχει τα στοιχεία των δεδομένων που χρησιμοποιούνται στην εκμάθηση και τις συσχετισμένες εξόδους, όταν αυτές υπάρχουν. Το αρχείο εξόδου, συνίσταται από τις ονομασίες των κέντρων ομαδοποίησης, τις συντεταγμένες τους, τον αριθμό των δεδομένων σε κάθε ομάδα και την ονομασία του καθενός, καθώς και την απόσταση του κάθε στοιχείου από όλα τα κέντρα ομαδοποίησης. Το αρχείο σύνθεσης περιέχει τις συντεταγμένες των κέντρων ταξινόμησης (βάρη του δικτύου) και την ακτίνα ταξινόμησης μετά την εκμάθηση. Μετά την επιτυχή εκμάθηση μιας μη εποπτευόμενης διαδικασίας είναι δυνατή η παρέμβαση στη διαδικασία, προκειμένου να προστεθεί μια εργασία συσχετισμένης ανάκλησης.

Μετά την ολοκλήρωση της εκμάθησης, μπορούμε να προσθέσουμε τα συσχετισμένα μηνύματα ανάκλησης. Έτσι δημιουργείται το αντίστοιχο αρχείο εισόδου, το οποίο περιέχει τα μηνύματα ή τις αλληλεπιδράσεις που θα συσχετίζονται σε μια ομάδα. Όταν ένα δεδομένο αναγνωρίζεται ότι ανήκει σε μια ομάδα, τότε το μήνυμα αυτό ενεργοποιείται αυτόματα. Ομοίως, μετά την επιτυχή εκμάθηση μιας εποπτευόμενης διαδικασίας μπορεί να προστεθεί μια εργασία συσχετισμένη απόφασης και τα συσχετισμένα μηνύματα απόφασης, να δημιουργηθεί το αντίστοιχο αρχείο με το οποίο καθορίζονται τα διαστήματα για τις τιμές των εξόδων και η απόφαση για κάθε ένα από τα διαστήματα αυτά. Όταν μια τιμή εξόδου ανήκει σε ένα συγκεκριμένο διάστημα, ενεργοποιείται και η απόφαση που αντιστοιχεί στο διάστημα αυτό.

5.1.3 Σύνδεση των διαδικασιών

Στο NNET το σύστημα δημιουργείται προσδιορίζοντας τον τρόπο με τον οποίο συνδέονται οι διαδικασίες, δηλαδή ποια στοιχεία εξόδου χρησιμοποιούνται ως αρχεία εισόδου για τις επόμενες διαδικασίες.

Αρχικά, εξετάζεται το δείγμα των 230 επιχειρήσεων που αποτελούν το πρότυπο αρχείο. Μετά από σχετικές δοκιμές για την εύρεση της συντομότερης και καταλληλότερης μεθόδου κατάταξης των δεδομένων, συμπεραίνεται ότι λόγω του πλήθους τους και της διαφορετικότητας που παρουσιάζουν πρέπει για την επεξεργασία να χρησιμοποιηθεί η μη εποπτευόμενη εκμάθηση. Με τον τρόπο αυτό τα δεδομένα ταξινομούνται σε 23 ομάδες

εξόδου. Κάθε ομάδα δεδομένων εξόδου περιλαμβάνει εκείνες τις επιχειρήσεις με τα περισσότερα κοινά στοιχεία στα δεδομένα εισόδου, δηλαδή τους χρηματοοικονομικούς δείκτες. Στη συνέχεια χρησιμοποιείται μια διαδικασία εποπτευόμενης εκμάθησης με δεδομένα εισόδου μία ομάδα εξόδου για τη σχηματιζόμενη διαδικασία. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εξόδου της μη εποπτευόμενης διαδικασίας τροφοδοτούνται ως δεδομένα εισόδου της ακόλουθης εποπτευόμενης διαδικασίας.

Εφόσον σχηματίζεται μια εποπτευόμενη διαδικασία για κάθε μία ομάδα εξόδου, εισάγονται οι κατάλληλες παράμετροι εκμάθησης. Η εκπαίδευση του συστήματος, έτσι ώστε τα δεδομένα εισόδου να έχουν την ελάχιστη δυνατή απόκλιση, επιτυγχάνεται μετά από ένα σχετικά μικρό αριθμό επαναλήψεων για κάθε διαδικασία. Παρατηρείται ότι όλες οι εταιρείες του δείγματος έχουν καταταχθεί σωστά, με αποτέλεσμα το ποσοστό επιτυχίας της μεθόδου στην περίπτωση αυτή είναι 100%.

5.1.4 Συμπεράσματα της εφαρμογής

Όσον αφορά τη σύγκριση των αποτελεσμάτων του προγράμματος NNET με τεχνικές που παρουσιάστηκαν στο 2^ο κεφάλαιο για την επίλυση παρόμοιων προβλημάτων προκύπτουν τα εξής:

- Η μέθοδος που χρησιμοποιείται είναι σαφώς πιο αξιόπιστη, αφού σημειώνει ποσοστό επιτυχίας 100%.
- Στο NNET ο χρήστης δεν επεμβαίνει με κανένα τρόπο κατά τη διάρκεια της λειτουργίας του προγράμματος, παρά μόνο στην αρχή, για τον καθορισμό των σχετικών παραμέτρων. Αντίθετα, ο αναδρομικός αλγόριθμος διαφοροποίησης, η μέθοδος του γραμμικού προγραμματισμού και της ανάλυσης παλινδρόμησης, απαιτούν την εισαγωγή αυθαίρετων εκτιμήσεων από το χρήστη προκειμένου να καταλήξουν σε αποτελέσματα που τελικά περιλαμβάνουν μεγάλα ποσοστά σφάλματος, σε σύγκριση πάντα με το πρόγραμμα NNET.
- Τα νευρωνικά δίκτυα σαφώς υπερτερούν, αφού έχουν τη δυνατότητα να επεξεργαστούν ανακριβή δεδομένα με μεγάλη ακρίβεια στηριζόμενα στην ταυτόχρονη επεξεργασία όλων των δεδομένων εισόδου.
- Οι δυνατότητες προσαρμογής του NNET είναι υψηλές, καθώς είναι πολύ εύκολο για το χρήστη να τροποποιήσει το αρχείο των δεδομένων εισόδου και να το ξαναχρησιμοποιήσει είτε για τη διαδικασία εκμάθησης, είτε για κάποια άλλη διαδικασία.

- Μοναδικό μειονέκτημα του προγράμματος θεωρείται το γεγονός ότι παρόλο που ο χρήστης μπορεί να δει τα «βάρη» που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση, δεν μπορεί να δώσει καμιά ερμηνεία στις τιμές τους. Τελικά τα βάρη δεν έχουν κανένα νόημα για το χρήστη, παρά μόνο για το πρόγραμμα.

5.2 Εφαρμογή 2^η

5.2.1 Συλλογή δεδομένων

Τα χρηματοοικονομικά δεδομένα συγκεντρώθηκαν για ένα σύνολο 102 εταιρειών. Σύμφωνα με μελέτες που έχουν γίνει με τη χρήση άλλων μεθόδων, αυτό το δείγμα περιλαμβάνει 51 ζεύγη πτωχευμένων και μη πτωχευμένων εταιρειών του ίδιου κλάδου και περίπου με τα ίδια περιουσιακά στοιχεία. Τα περιουσιακά στοιχεία συγκεντρώθηκαν για τρία χρόνια πριν την πτώχευση για να αντισταθμιστεί η επικείμενη αποτυχία αυτού του παραγόντα.

Οι πτωχευμένες εταιρείες επιλέχθηκαν από λίστες του ημερήσιου δείκτη της Wall Street για τα έτη 1980 έως 1988 και από μια λίστα διεγγραμμένων εταιρειών στον Moody's Industrial Manual. Οι εταιρείες κοινής ωφέλειας, οι εταιρείες μεταφορών και οι χρηματιστηριακές εταιρείες αποκλείστηκαν, επειδή έχουν διαφορετική δομή και διαφορετικό περιβάλλον χρεοκοπίας. Τα χρηματοοικονομικά δεδομένα προέρχονται από τις ετήσιες αναφορές των COMPUSTAT, Moody's Industrial Manual και Moody's OTC. Τα δεδομένα για τις μη πτωχευμένες εταιρείες προέρχονται από τις ίδιες πηγές και για την ίδια χρονική περίοδο.

Ο πίνακας 5.1 περιέχει τους 13 χρηματοοικονομικούς δείκτες που χρησιμοποιούνται στην παρούσα έρευνα. Αυτή η λίστα προήλθε από τους πιο δημοφιλείς και χρήσιμους δείκτες σε πρόσφατες έρευνες πάνω στην πρόβλεψη πτώχευσης αλλά δεν είναι σε καμία περίπτωση εξαντλητική. Ο πίνακας 5.2 δίνει την γενική ερμηνεία των δεικτών. Μαζί με τους χρηματοοικονομικούς δείκτες συμπεριλήφθηκε και μια μεταβλητή τάσης, για να εντοπίσει πόσα χρόνια πριν την πτώχευση είχαν οι εταιρείες ζημιές.

Πίνακας 5.1: Χρηματοοικονομικοί δείκτες

X_1	Κυκλοφορούν ενεργητικό/ Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις (Γενική ρευστότητα)
X_2	(Διαθέσιμα+Βραχυπρόθεσμες επενδύσεις +Καθαρές αποδοχές)/ Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις
X_3	(Έσοδα συνεχούς εκμετάλλευσης + Αποσβέσεις + Πληρωμές) / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις + Μακροπρόθεσμες Υποχρεώσεις
X_4	(Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις + Μακροπρόθεσμες Υποχρεώσεις)/Σύνολο Ενεργητικού

X ₅	(Κυκλοφορούν Ενεργητικό – Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις)/ Σύνολο Ενεργητικού
X ₆	Έσοδα συνεχούς εκμετάλλευσης/ Σύνολο Ενεργητικού
X ₇	(Έσοδα συνεχούς εκμετάλλευσης + Φόροι εισοδήματος + Τόκοι)/ Σύνολο Ενεργητικού
X ₈	Καθαρές Πωλήσεις/ Σύνολο Ενεργητικού
X ₉	Κέρδη προς διάθεση(ΚΚΜΦ)/Σύνολο Ενεργητικού
X ₁₀	Κυκλοφορούν Ενεργητικό/ Καθαρές Πωλήσεις
X ₁₁	(Κυκλοφορούν Ενεργητικό – Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις)/ Καθαρές Πωλήσεις
X ₁₂	Κυκλοφορούν Ενεργητικό/ Σύνολο Ενεργητικού
X ₁₃	(Διαθέσιμα + Βραχυπρόθεσμες επενδύσεις)/ Σύνολο Ενεργητικού

Πίνακας 5.2: Ερμηνεία δεικτών

X ₁	Ικανότητα της εταιρείας να καλύψει τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της
X ₂	Ικανότητα της εταιρείας να καλύψει τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της (με μεγαλύτερη ακρίβεια)
X ₃	Διαθεσιμότητα κεφαλαίου
X ₄	Αύξηση αποδοτικότητας κεφαλαίου
X ₅	Συνολικό κεφάλαιο σε σχέση με τη συνολική κεφαλαιοποίηση
X ₆	Αποδοτικότητα επενδύσεων
X ₇	Παραγωγικότητα, ασχέτως χρηματοδότησης
X ₈	Πωλήσεις – δημιουργία πόρων
X ₉	Αθροιστική αποδοτικότητα
X ₁₀	Ταχύτητα κυκλοφορίας αποθεμάτων
X ₁₁	Μέση περίοδος είσπραξης των απαιτήσεων
X ₁₂	Σχετική ρευστότητα ενεργητικού
X ₁₃	Κατάσταση των ρευστών

5.2.2 Πειραματικός σχεδιασμός

Το πείραμα αποτελείται από δύο μέρη, την εκμάθηση και τον έλεγχο. Υπάρχουν 14 κόμβοι εισόδου που αντιπροσωπεύουν τους 14 δείκτες και ένας κόμβος εξόδου που αντιπροσωπεύει την δυαδική κατάταξη (πτωχευμένες ή μη πτωχευμένες).

Εκμάθηση: Εφόσον ο αλγόριθμος ανάδρομης διάδοσης (Α.Δ.) χρησιμοποιεί μια σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης για κάθε κόμβο, με τις τιμές των συναρτήσεων να κυμαίνονται

μεταξύ 0 και 1, τα δεδομένα εισόδου πρέπει να προσαρμοστούν. Οι τιμές των δεικτών εισήχθησαν σε ένα υπολογιστικό πρόγραμμα και κανονικοποιήθηκαν σύμφωνα με τον παρακάτω κανόνα:

$$Y = \frac{X - X_1}{X_2 - X_1}$$

Όπου:

- Y, η κανονικοποιημένη τιμή του X.
- X, η πραγματική τιμή κάθε δείκτη.
- X₁, η ελάχιστη τιμή κάθε δείκτη.
- X₂, η μέγιστη τιμή κάθε δείκτη.

Από τα 51 ζεύγη των κανονικοποιημένων δεδομένων για τις εταιρείες (μία πτωχευμένη και μία μη πτωχευμένη), τα 25 ζεύγη επιλέχθηκαν τυχαία για τη διαδικασία εκμάθησης. Ο πίνακας 5.3 περιέχει τις μέσες και τυπικές αποκλίσεις των 14 δεικτών για τις 102 εταιρείες.

Πίνακας 5.3: Στατιστικά στοιχεία των χρηματοοικονομικών δεικτών

	Μέση τιμή	Τυπική απόκλιση
X ₁	2,047	1,428
X ₂	1,125	0,879
X ₃	-0,276	1,954
X ₄	0,601	0,294
X ₅	0,176	0,363
X ₆	-0,14	0,382
X ₇	-0,08	0,379
X ₈	1,402	1,016
X ₉	-0,086	0,859
X ₁₀	0,553	0,392
X ₁₁	-0,002	0,941

Εφόσον, δεν υπάρχει κάποιο σταθερό κριτήριο για την επιλογή των κρυμμένων επιπέδων και κόμβων του νευρωνικού δικτύου, η διαδικασία εκμάθησης στηρίζεται σε δύο διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων. Ο πίνακας 5.4 περιέχει τις τιμές των διαφόρων παραμέτρων που έμειναν σταθερές κατά τη διάρκεια των φάσεων εκμάθησης και ελέγχου. Σε αυτό το πείραμα, οι δύο διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων είναι:

- Ένα κρυμμένο επίπεδο με 10,15 και 20 κόμβους.
- Δύο κρυμμένα επίπεδα με 10 και 15 κόμβους.

Για κάθε αρχιτεκτονική, η εκμάθηση τερματίζεται είτε έπειτα από 10.000 επαναλήψεις στο δείγμα, είτε όταν εισαχθούν στο πρόγραμμα όλα τα δείγματα εκμάθησης.

Δοκιμή: Μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, κάθε μία από τις αρχιτεκτονικές εφαρμόζεται στις υπόλοιπες 52 εταιρείες για να τις ταξινομήσει. Τα βάρη και οι συνδέσεις μεταξύ των κόμβων διατηρούνται σταθερά κατά τη διαδικασία του ελέγχου. Για κάθε εταιρεία, οι 14 δείκτες εισάγονται στο δίκτυο (τιμές από 0 έως 1) και με μια μόνο επανάληψη προκύπτουν τα αποτελέσματα. Το αποτέλεσμα, βασιζόμενο στα πάνω και κάτω όρια που χρησιμοποιούνται στην εκμάθηση, μεταφράζεται στις τιμές 0 ή 1 (πτωχευμένη ή μη πτωχευμένη αντίστοιχα).

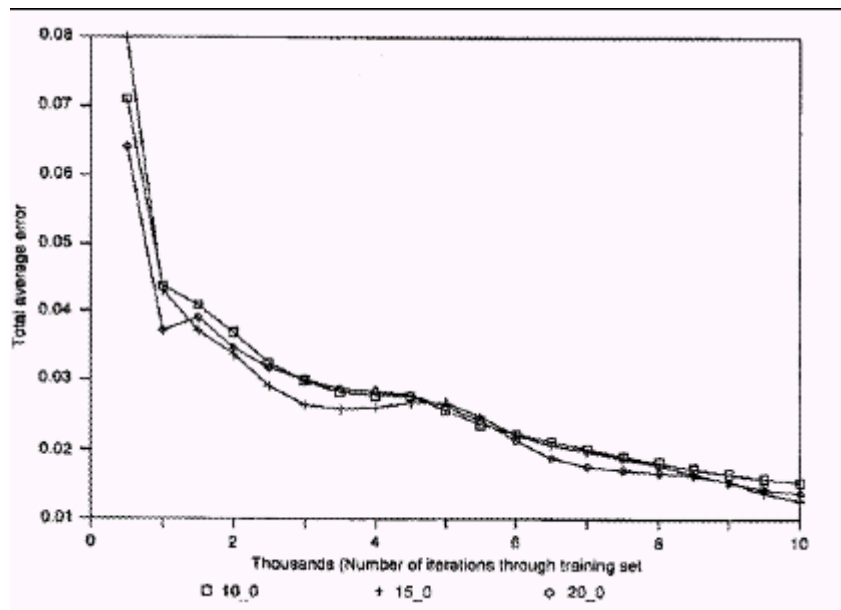
Πίνακας 5.4: Παράμετροι του μοντέλου των νευρωνικών δικτύων

Πάνω όριο	0,8
Κάτω όριο	0,3
Ρυθμός εκμάθησης	0,9
Ρυθμός βελτίωσης	0,65

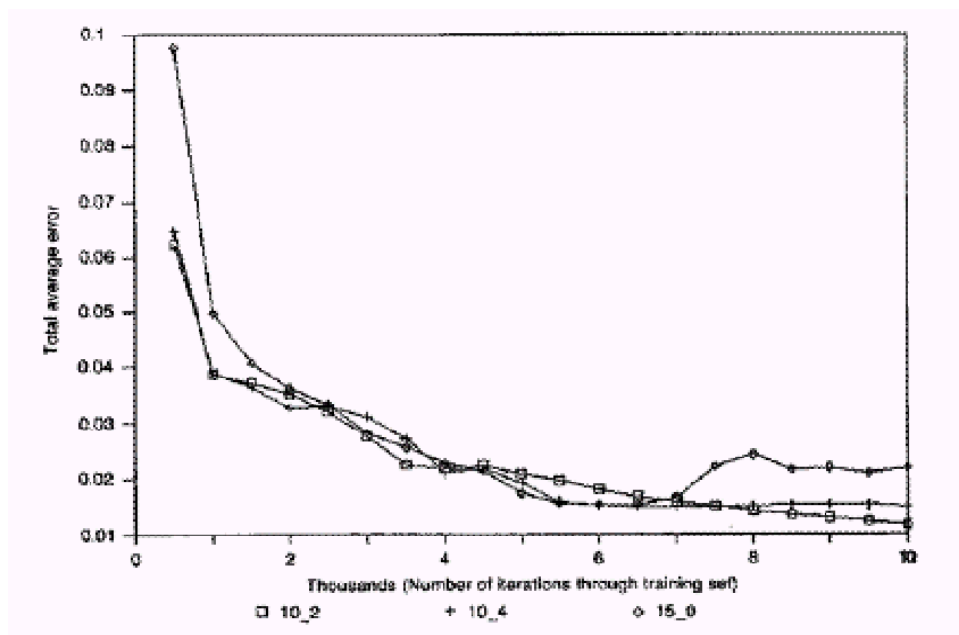
5.2.3 Ανάλυση αποτελεσμάτων

Στα σχήματα 5.1 και 5.2 φαίνεται το συνολικό μέσο σφάλμα σε σχέση με τις επαναλήψεις στη διαδικασία εκμάθησης, για τις δύο αρχιτεκτονικές δικτύου, με διαφορετικό αριθμό κόμβων. Στα σχήματα 5.3 και 5.4 δίνεται ο αριθμός των δειγμάτων που εκπαιδεύτηκε το δίκτυο, σε σχέση με τις επαναλήψεις. Γενικά παρατηρείται ότι το μέσο σφάλμα μειώνεται και ο αριθμός των δειγμάτων στο οποίο εκπαιδεύεται το δείγμα αυξάνεται. Επομένως, η απόφαση για την επιλογή της καταλληλότερης αρχιτεκτονικής δικτύου για πρόβλεψη γίνεται κατά τη διαδικασία του ελέγχου.

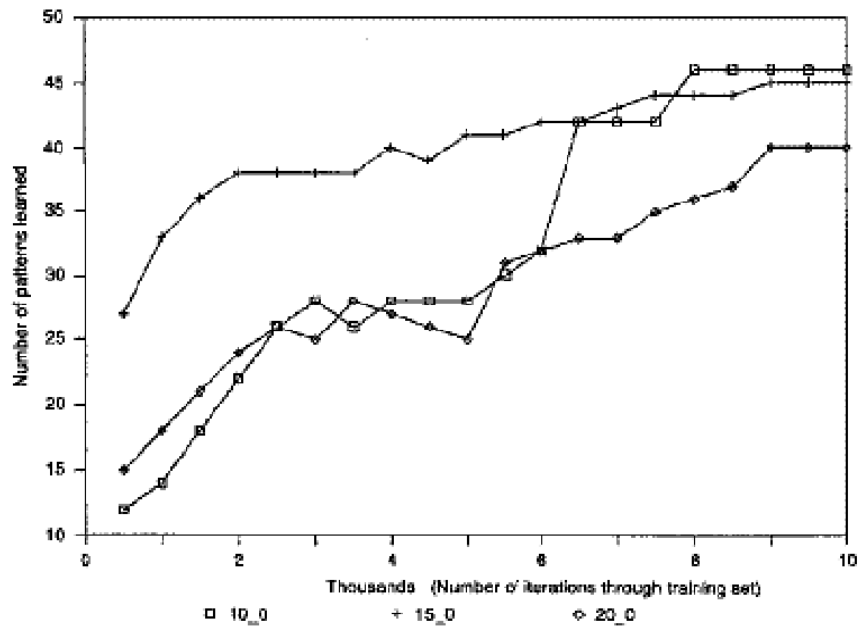
Το σχήμα 5.5 παρουσιάζει την επίδραση της αρχιτεκτονικής του δικτύου στην ακρίβεια ταξινόμησης κατά τη διάρκεια της διαδικασίας ελέγχου. Η αρχιτεκτονική με τους 15 κόμβους, στο πρώτο κρυμμένο επίπεδο και τους 2 κόμβους στο δεύτερο κρυμμένο επίπεδο, φαίνεται να έχει το καλύτερο ποσοστό σωστών ταξινομήσεων (86%).



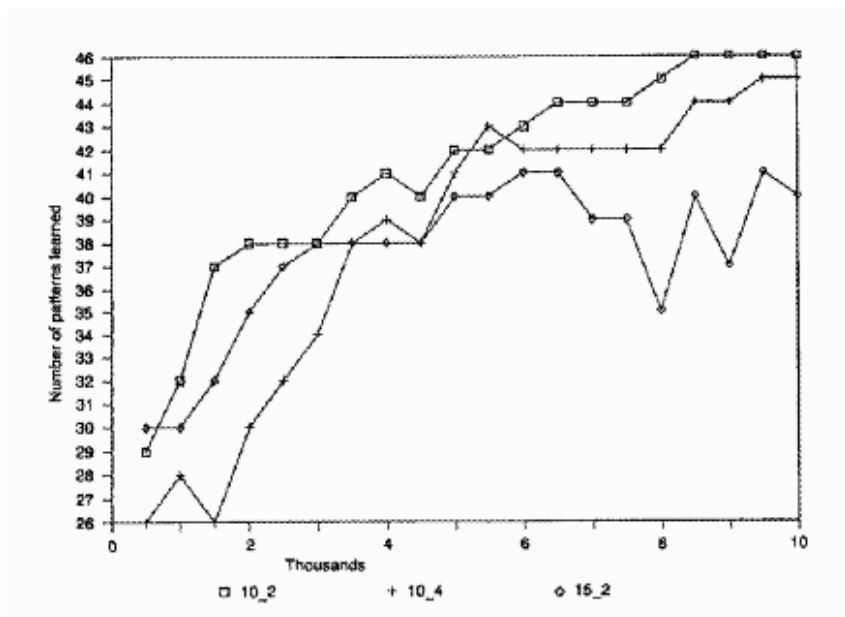
Σχήμα 5.1: Εκπαίδευση με ένα κρυμμένο επίπεδο (μέσος όρος σφάλματος συναρτήσει του πλήθους των επαναλήψεων)



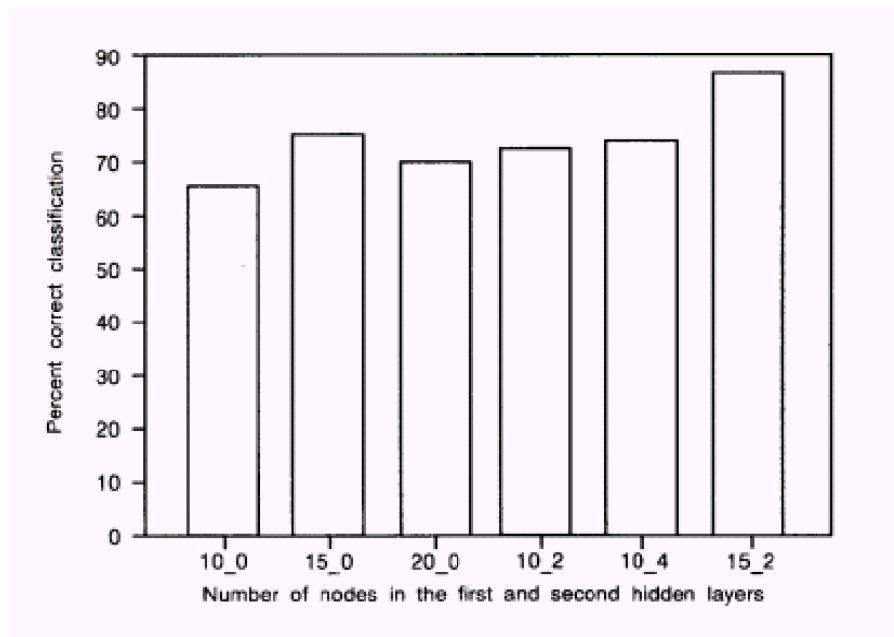
Σχήμα 5.2: Εκπαίδευση με δύο κρυμμένα επίπεδα (μέσος όρος σφάλματος συναρτήσει του πλήθους των επαναλήψεων)



Σχήμα 5.3: Εκπαίδευση με ένα κρυμμένο επίπεδο (ο αριθμός των δειγμάτων συναρτῆσει του πλήθους των επαναλήψεων)



Σχήμα 5.4: Εκπαίδευση με δύο κρυμμένα επίπεδα (ο αριθμός των δειγμάτων συναρτῆσει του πλήθους των επαναλήψεων)



Σχήμα 5.5: Συγκριτικά αποτελέσματα από τη φάση εκπαίδευσης

5.2.4 Συμπεράσματα

Αν και η διαδικασία εκμάθησης δεν κατέδειξε την καλύτερη αρχιτεκτονική, η διαδικασία ελέγχου δείχνει ότι η αρχιτεκτονική με τους 15 κόμβους στο πρώτο κρυμμένο επίπεδο και τους 2 κόμβους στο δεύτερο κρυμμένο επίπεδο ήταν καλύτερη. Συνεπώς διαπιστώνεται ότι οι χρηματοοικονομικοί δείκτες δεν επαρκούν για την πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η χρήση χρηματοοικονομικών δεικτών για την πρόβλεψη της πτώχευσης είναι ένα πιο σύνθετο πρόβλημα και δεν μπορεί να επιλυθεί με ένα νευρωνικό δίκτυο ανάδρομης διάδοσης, ενός κρυμμένου επιπέδου. Διάφοροι χρηματοοικονομικοί δείκτες μπορεί να δίνουν κάποια ενδιάμεσα χαρακτηριστικά, όπως την οικονομική κατάσταση της επιχείρησης, την μακροπρόθεσμη πορεία της επιχείρησης, τα εισοδήματα αυτής κ.α. Συμπεριλαμβάνοντας τα παραπάνω χαρακτηριστικά στα πειραματικά δεδομένα, ένα νευρωνικό δίκτυο ίσως μπορεί να κατηγοριοποιήσει καλύτερα τις επιχειρήσεις.

6° Κεφάλαιο

ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

6.1 Εισαγωγή στην ταξινόμηση

Το πρόβλημα της ταξινόμησης βασίζεται στην πραγματοποίηση απόλυτων συγκρίσεων (absolute comparisons). Κάθε εναλλακτική δραστηριότητα εντάσσεται σε μια εκ των προκαθορισμένων κατηγοριών βάσει ενός συγκεκριμένου κανόνα, ο οποίος συνήθως αναφέρεται στη σύγκριση με συγκεκριμένα πρότυπα τα οποία διαχωρίζουν τις κατηγορίες. Η εφαρμογή του κανόνα ταξινόμησης, καθώς επίσης και το αποτέλεσμα της αξιολόγησής της, δεν επηρεάζεται από το σύνολο των εξεταζόμενων δραστηριοτήτων. Βέβαια μερικές φορές, οι εκτιμήσεις που πραγματοποιούνται δεν είναι πάντα απόλυτες, καθώς καθορίζονται μέσα στο γενικό πλαίσιο που χαρακτηρίζει το περιβάλλον του προβλήματος ή της απόφασης. Για παράδειγμα, μια επιχείρηση μπορεί να πληρεί τις προϋποθέσεις ώστε να μην οδηγηθεί σε πτώχευση υπό συγκεκριμένες συνθήκες του γενικότερου οικονομικού και επιχειρηματικού περιβάλλοντος. Καθώς όμως οι συνθήκες αυτές εξελίσσονται δυναμικά, μεταβάλλονται ανάλογα και η οικονομική κατάσταση της επιχείρησης, με αποτέλεσμα η ίδια επιχείρηση να κινδυνεύει να πτωχεύσει. Γενικά, παρότι τις όποιες μεταβολές που είναι δυνατόν να πραγματοποιηθούν στο χρησιμοποιούμενο κανόνα ταξινόμησης, ο καθορισμός του πραγματοποιείται πάντα ανεξάρτητα από το σύνολο των εξεταζόμενων εναλλακτικών δραστηριοτήτων. Αυτή είναι και η βασικότερη διαφορά του προβλήματος της ταξινόμησης από άλλες προβληματικές (επιλογή, κατάταξη).

Ένας γενικός ορισμός της ταξινόμησης όπως προτάθηκε από τον Mirkin (1998) είναι ο εξής:

«Ταξινόμηση είναι η ρεαλιστική ή ιδεατή τοποθέτηση μαζί παρόμοιων αντικειμένων και ο διαχωρισμός των αντικειμένων τα οποία διαφέρουν, με απώτερο σκοπό: (α) τη διαμόρφωση, οργάνωση και διατήρηση της γνώσης, (β) την ανάλυση της δομής του φαινομένου που εξετάζεται, (γ) τη συσχέτιση των διαφόρων πλευρών του υπό εξέταση φαινομένου.»

Ο όρος ταξινόμηση αναφέρεται σε προβλήματα όπου οι κατηγορίες στις οποίες θα ενταχθούν οι εξεταζόμενες εναλλακτικές δραστηριότητες, ορίζονται κατά ονομαστικό τρόπο. Η σημασία του προβλήματος ταξινόμησης δεν περιορίζεται μόνο στην

πολυπλοκότητα που παρουσιάζει ως ένα επιστημονικό πεδίο έρευνας, αλλά επεκτείνεται και σε πρακτικό επίπεδο. Χαρακτηριστικές είναι οι πρακτικές εφαρμογές στην ιατρική, στην αναγνώριση προτύπων, στη διαχείριση ανθρωπίνου δυναμικού, στη διαχείριση τεχνικών συστημάτων και τεχνική διάγνωση, στο μάρκετινγκ και στην περιβαλλοντική και ενεργειακή διαχείριση. Ιδιαίτερα σημαντική είναι επίσης η εφαρμογή των τεχνικών ταξινόμησης στη χρηματοοικονομική διοίκηση και οικονομική θεωρία, όπως για παράδειγμα στην πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων, την εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου επιχειρήσεων και καταναλωτών, την επιλογή και διαχείριση χαρτοφυλακίων επενδύσεων και την αξιολόγηση δανειοληπτικής ικανότητας χωρών (Zorounidis (1998), Doumpos και Zorounidis (1998)). Παρακάτω παρουσιάζεται το μεθοδολογικό πλαίσιο κάποιων ενδεικτικών τεχνικών ταξινόμησης που εφαρμόζονται στην πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων, όπως: (1) η γραμμική διακριτική ανάλυση, (2) η τετραγωνική διακριτική ανάλυση, (3) ο αλγόριθμος του πλησιέστερου γείτονα, (4) τα δέντρα ταξινόμησης, (5) οι μηχανές διανύσματος υποστήριξης, (6) τα πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα και (7) οι τεχνικές προγραμματισμού στόχων.

6.2 Τεχνικές ταξινόμησης

6.2.1 Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (Linear discriminant analysis)

Σκοπός της μεθόδου είναι η ανάπτυξη μιας σειράς διακριτικών συναρτήσεων οι οποίες μεγιστοποιούν τη διακύμανση μεταξύ των κατηγοριών σε σχέση με την διακύμανση εντός των κατηγοριών, χρησιμοποιώντας ως δείγμα εκμάθησης ένα σύνολο εναλλακτικών δραστηριοτήτων η ταξινόμηση των οποίων είναι γνωστή. Στην περίπτωση των δύο κατηγοριών (C_1 και C_2), η LDA οδηγεί στην ανάπτυξη μιας διακριτικής συνάρτησης της μορφής::

$$F(\mathbf{z}) = a + b_1 Z_1 + b_2 Z_2 + \dots + b_k Z_k$$

όπου $\mathbf{z} = (Z_1, Z_2, \dots, Z_k)$ είναι το διάνυσμα των χαρακτηριστικών που περιγράφουν τις εναλλακτικές δραστηριότητες (επιχειρήσεις), a είναι μια σταθερά και b_1, b_2, \dots, b_k είναι οι συντελεστές των χαρακτηριστικών στη συνάρτηση.

Ο υπολογισμός του σταθερού όρου a και του διανύσματος $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_k)^T$ βασίζεται στην υπόθεση ότι οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης των κατηγοριών είναι ίσοι και ότι οι επιδόσεις των εναλλακτικών δραστηριοτήτων στα εξεταζόμενα χαρακτηριστικά ακολουθούν την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή. Βάσει των υποθέσεων αυτών οι υπολογισμοί των a και \mathbf{b} πραγματοποιούνται ως εξής:

$$\mathbf{b} = \Sigma^{-1} \cdot [\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2] \quad \text{και} \quad a = -[\boldsymbol{\mu}_1 + \boldsymbol{\mu}_2]' \cdot \mathbf{b} / 2$$

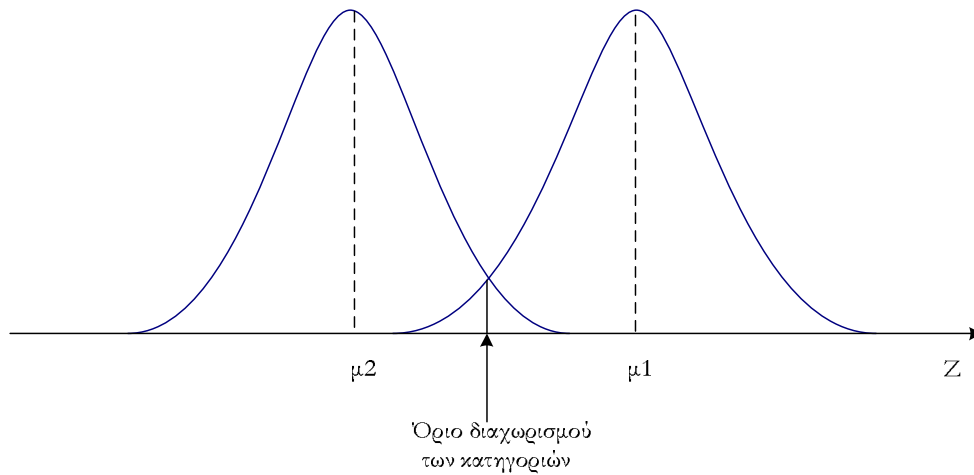
όπου $\boldsymbol{\mu}_1$ και $\boldsymbol{\mu}_2$ είναι τα διανύσματα των μέσων τιμών των χαρακτηριστικών για τις εναλλακτικές δραστηριότητες των κατηγοριών C_1 και C_2 , αντίστοιχα, και Σ είναι ο πίνακας διακύμανσης-συνδιακύμανσης μεταξύ των κατηγοριών.

Η ταξινόμηση κάθε επιχείρησης j σε μια εκ των προκαθορισμένων κατηγοριών (πτωχευμένες και μη) πραγματοποιείται βάσει του σκορ διάκρισης $F(\mathbf{z}_j)$ της επιχείρησης, όπως αυτό υπολογίζεται από τη διακριτική συνάρτηση. Συγκεκριμένα, ο κανόνας ταξινόμησης έχει την ακόλουθη μορφή:

$$F(z_j) \geq \ln \frac{K(1/2)\pi_1}{K(2/1)\pi_2} \Rightarrow j \in C_1$$

$$F(z_j) < \ln \frac{K(1/2)\pi_1}{K(2/1)\pi_2} \Rightarrow j \in C_2$$

Ως $K(1/2)$ συμβολίζεται το κόστος της εσφαλμένης ταξινόμησης μιας επιχείρησης, της κατηγορίας C_1 στην κατηγορία C_2 (σφάλμα τύπου I), ενώ ως π_1 συμβολίζεται η εκ των προτέρων πιθανότητα να ανήκει μια επιχείρηση στην κατηγορία C_1 (μη πτωχευμένες επιχειρήσεις). Θεωρώντας ίσα τα κόστη εσφαλμένων ταξινομήσεων και τις εκ των προτέρων πιθανότητες, ο γραμμικός κανόνας ταξινόμησης για τη διάκριση μεταξύ δύο κατηγοριών μπορεί να αποδοθεί γραφικά μέσω του παρακάτω σχήματος.



Σχήμα 6.1: Σχηματική απεικόνιση του κανόνα ταξινόμησης της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης

Δεδομένου ότι ο καθορισμός των εκ των προτέρων πιθανοτήτων και του κόστους των εσφαλμένων ταξινομήσεων είναι συχνά δύσκολος, το όριο που διαχωρίζει τις κατηγορίες καθορίζεται συνήθως μέσω διαδικασιών δοκιμής και λάθους, ώστε να ελαχιστοποιηθεί ο

συνολικός αριθμός των εσφαλμένων ταξινομήσεων και παράλληλα να υπάρχει μια ισορροπία στον αριθμό των εσφαλμένων ταξινομήσεων ανά κατηγορία.

6.2.2 Τετραγωνική Διακριτική Ανάλυση (Quadratic discriminant analysis)

Η τετραγωνική διακριτική ανάλυση αναπτύχθηκε από τον Smith (1947). Χρησιμοποιείται, αντί της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης στην περίπτωση όπου οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης των κατηγοριών δεν είναι ίσοι. Η μορφή της τετραγωνικής συνάρτησης που αναπτύσσεται για κάθε ζεύγος κατηγοριών C_1 και C_2 είναι η ακόλουθη:

$$Z_{12} = a + \sum_{i=1}^n b_i g_i + \sum_{i=1}^n \sum_{h=1}^n c_i g_i g_h$$

Οι συντελεστές και ο σταθερός όρος της παραπάνω συνάρτησης δίνονται από τους παρακάτω τύπους:

$$b = -2[\mu_1' \Sigma_1^{-1} - \mu_2' \Sigma_2^{-1}]$$

$$c = \Sigma_1^{-1} - \Sigma_2^{-1}$$

$$a = \mu_1' \Sigma_1^{-1} \mu_1 - \mu_2' \Sigma_2^{-1} \mu_2 - \ln |\Sigma_2 \Sigma_1^{-1}|$$

Οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης Σ_1 και Σ_2 υπολογίζονται από τη σχέση:

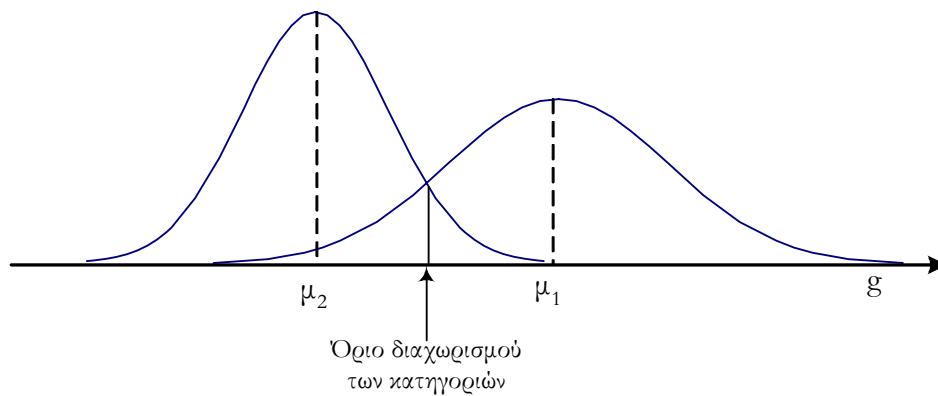
$$\Sigma_1 = \frac{\sum_{\forall x_j \in C_k} [g_j - \mu_1][g_j - \mu_1]'}{m_1 - 1}$$

Ο κανόνας ταξινόμησης της τετραγωνική διακριτική ανάλυσης διαμορφώνεται ως εξής (Σχήμα 6.2):

Η επιχείρηση x_i θα ενταχθεί στην κατηγορία C_1 εάν και μόνο εάν για όλες τις άλλες κατηγορίες C_2 ισχύει:

$$Z(g_j) \geq -2 \ln \frac{K(1|2)\pi_2}{K(2|1)\pi_1}$$

όπου $Z(g_j)$ το σκορ διάκρισης μιας επιχείρησης x_i .



Σχήμα 6.2: Σχηματική απεικόνιση του κανόνα ταξινόμησης της τετραγωνικής διακριτικής ανάλυσης

6.2.3 Ο Αλγόριθμος Πλησιέστερου Γείτονα (Nearest neighbor algorithms)

Αντικειμενικός σκοπός των αλγορίθμων των πλησιέστερων γειτόνων είναι η εκτίμηση της υπό συνθήκη πιθανότητας μία επιχείρηση $\mathbf{z}_i = (Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{ik})$ να ανήκει στην κατηγορία j . Ο υπολογισμός αυτής της πιθανότητας πραγματοποιείται βάσει του πλήθους των επιχειρήσεων του δείγματος εκμάθησης οι οποίες ανήκουν στην κατηγορία j και βρίσκονται στον γειτονικό χώρο του \mathbf{z}_i . Ο προσδιορισμός των γειτονικών επιχειρήσεων του \mathbf{z}_i μπορεί εύκολα πραγματοποιηθεί προσδιορίζοντας την απόσταση κάθε επιχείρησης του δείγματος εκμάθησης από το \mathbf{z}_i , χρησιμοποιώντας για παράδειγμα την Ευκλείδεια απόσταση, και θεωρώντας ότι όλες οι μεταβλητές (χαρακτηριστικά) έχουν την ίδια σπουδαιότητα. Ταυτόχρονα, θα πρέπει να καθοριστεί και το εύρος του γειτονικού χώρου του \mathbf{z}_i με τον καθορισμό μιας παραμέτρου K η οποία προσδιορίζει το πλήθος των γειτονικών επιχειρήσεων που θα εξεταστούν.

Δεδομένων των K γειτονικών επιχειρήσεων του \mathbf{z}_i , η ταξινόμησή του μπορεί εύκολα να πραγματοποιηθεί εξετάζοντας την κατηγορία στην οποία ανήκουν τα γειτονικά του στοιχεία. Ειδικότερα, μέσω του απλού κανόνα της πλειοψηφίας, αποφασίζεται η ταξινόμηση του \mathbf{z}_i στην κατηγορία στην οποία ανήκει η πλειοψηφία των K πλησιέστερων γειτόνων του.

6.2.4 Δέντρα Ταξινόμησης και Παλινδρόμησης (Classification and Regression Trees, CART)

Η μέθοδος CART (Yohannes Y. Και Webb P. (1999)) είναι μια μη παραμετρική προσέγγιση που αναπτύχθηκε για την ανάλυση προβλημάτων ταξινόμησης και παλινδρόμησης. Σε κάθε περίπτωση το μοντέλο ταξινόμησης ή παλινδρόμησης που αναπτύσσεται μέσω της μεθόδου CART αναπαριστά τη μορφή ενός δέντρου αποφάσεων. Στην περίπτωση της ταξινόμησης κύριος σκοπός της μεθόδου CART είναι να παράγει ένα

ακριβές σύνολο από κανόνες ταξινόμησης βάσει των οποίων θα προβλέπεται σε ποια κατηγορία θα ανήκει κάθε επιχείρηση, σύμφωνα με τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά της. Η δομή ενός κανόνα ταξινόμησης της μεθόδου CART επικεντρώνεται στους ορισμούς τριών κύριων παραγόντων: (α) του κανόνα διαχωρισμού του δείγματος των επιχειρήσεων, (β) των κριτηρίων αξιολόγησης της ποιότητας του διαχωρισμού, (γ) των κριτηρίων για την επιλογή του βέλτιστου δέντρου για ανάλυση. Τα βασικά βήματα για την δημιουργία ενός δέντρου ταξινόμησης είναι: (α) δημιουργία ενός δέντρου με μεγάλο αριθμό από κόμβους, (β) ένωση μερικών διακλαδώσεων για την παραγωγή μιας σειράς από μικρότερα δέντρα διαφορετικού μεγέθους, (γ) επιλογή ενός βέλτιστου δέντρου μέσω της μέτρησης της ακρίβειας του δέντρου.

Για την ανάπτυξη ενός δέντρου ταξινόμησης, η μέθοδος CART χρησιμοποιεί μια πιθανοθεωρητική προσέγγιση η οποία μπορεί να υλοποιηθεί με τρεις τρόπους: (α) προσδιορισμός των a priori πιθανοτήτων των κατηγοριών από τα δεδομένα: $\pi_i = n_i/n$, όπου π_i η a priori της κατηγορίας C_i , n ο αριθμός των επιχειρήσεων στο δείγμα, και n_i ο αριθμός των επιχειρήσεων της κατηγορίας C_i , (β) θεώρηση των a priori πιθανοτήτων των κατηγοριών ως ίσων και (γ) προσδιορισμός των a priori πιθανοτήτων των κατηγοριών μέσω μιας υβριδικής προσέγγισης θεωρώντας τον μέσο όρο των δύο εκτιμήσεων που υπολογίζονται από τις προηγούμενες δύο προσεγγίσεις.

Η ανάπτυξη ενός δέντρου ταξινόμησης απαιτεί τον καθορισμό τριών στοιχείων: (α) ενός συνόλου ερωτήσεων η απάντηση των οποίων οδηγεί στην ταξινόμηση των επιχειρήσεων, (β) των κανόνων αξιολόγησης της ποιότητας των ερωτήσεων που αναπτύσσονται και (γ) των κανόνων για το προσδιορισμό της κατηγορίας σε κάθε τερματικό κόμβο του δέντρου.

Αρχικά, όλες οι επιχειρήσεις τοποθετούνται σε έναν αρχικό κόμβο, ο οποίος είναι ανομοιογενής καθώς περιέχει επιχειρήσεις και από τις δύο κατηγορίες (πτωχευμένες και μη). Ο κύριος στόχος είναι η εύρεση εκείνων των κανόνων που θα διαχωρίσουν τις επιχειρήσεις δημιουργώντας νέους κόμβους σε κατώτερα επίπεδα του δέντρου, οι οποίοι θα είναι περισσότερο ομοιογενείς σε σχέση με τους προηγούμενους κόμβους.

Σε κάθε κόμβο t του δέντρου οι επιχειρήσεις του δείγματος διαχωρίζονται σε δύο επιμέρους κόμβους t_L και t_R στο αμέσως κατώτερο επίπεδο του δέντρου, ανάλογα με τον εάν ικανοποιούν ή όχι έναν κανόνα (ερώτηση) της μορφής $Z_{ij} \leq d_j$, όπου Z_j είναι ένα χαρακτηριστικό και d_j είναι ένα όριο διαχωρισμού. Ειδικότερα, μια επιχείρηση i τοποθετείται στον κόμβο t_L εάν $Z_{ij} \leq d_j$, διαφορετικά τοποθετείται στον κόμβο t_R . Ο βέλτιστος κανόνας διαχωρισμού καθορίζεται μεγιστοποιώντας τη μείωση της ανομοιογένειας (impurity) που αποφέρει ο διαχωρισμός. Ένας διαχωρισμός θεωρείται ομοιογενής εάν οι δύο κόμβοι που δημιουργούνται από αυτόν περιλαμβάνουν (ο καθένας)

επιχειρήσεις και από τις δύο κατηγορίες. Εάν κάποιος κόμβος περιλαμβάνει επιχειρήσεις και από τις δύο κατηγορίες, τότε ο διαχωρισμός θεωρείται ως ανομοιογενής. Βάσει αυτής της θεώρησης ως κριτήριο επιλογής του κατάλληλου διαχωρισμού (επιλογή χαρακτηριστικού Z_i και τιμής ορίου d_i) θεωρείται η μεγιστοποίηση της ακόλουθης συνάρτησης:

$$\Delta_i(s, t) = i(t) - p_L[i(t_L)] - p_R[i(t_R)],$$

όπου: s ο διαχωρισμός των επιχειρήσεων από τον κανόνα που αναπτύσσεται, p_L η αναλογία των περιπτώσεων του κόμβου t που καταλήγουν στον αριστερό κόμβο t_L , p_R η αναλογία των περιπτώσεων του κόμβου t που καταλήγουν στο δεξιό κόμβο t_R , $i(t_L)$ η ομοιογένεια του αριστερού κόμβου και $i(t_R)$ η ομοιογένεια του δεξιού κόμβου.

Αυτή η διαδικασία διαχωρισμού ξεκινά από τον αρχικό κόμβο του δέντρου στον οποίο εντάσσονται όλες οι επιχειρήσεις και συνεχίζεται επαναληπτικά για κάθε νέο κόμβο που κατασκευάζεται. Εάν η διαδικασία εφαρμοστεί χωρίς κάποιο κριτήριο τερματισμού, τότε θα ολοκληρωθεί με την ανάπτυξη ενός μεγάλου και περίπλοκου δέντρου στο οποίο κάθε τελικός κόμβος θα περιέχει μόνο μια επιχείρηση του δείγματος εκμάθησης. Για να αποφευχθεί αυτό το φαινόμενο συνήθως χρησιμοποιούνται τεχνικές μείωσης των διαστάσεων του δέντρου οι οποίες υλοποιούνται είτε με την εισαγωγή κριτηρίων έγκαιρου τερματισμού της διαδικασίας ανάπτυξης του δέντρου, είτε με την «περικοπή» (pruning) του δέντρου μετά την πλήρη ανάπτυξή του.

Οι Breiman et al. (1984) και Steinberg και Colla (1995) τονίζουν ως βασικά πλεονεκτήματα της μεθόδου CART τα ακόλουθα σημεία:

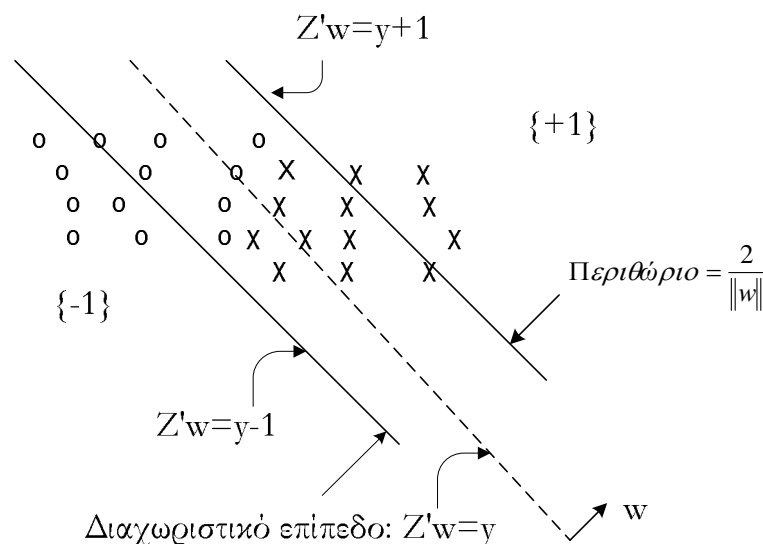
1. Δεν πραγματοποιείται καμία στατιστική υπόθεση όσον αφορά τα χαρακτηριστικά.
2. Είναι δυνατή η χρησιμοποίηση τόσο ποιοτικών όσο και ποσοτικών χαρακτηριστικών.
3. Είναι δυνατή η ανάπτυξη δέντρων ακόμα και από δεδομένα που δεν είναι πλήρη.
4. Τα αποτελέσματα της μεθόδου CART δεν επηρεάζονται από την ύπαρξη μη φυσιολογικών δεδομένων (outliers), από φαινόμενα πολυσυγγραμμικότητας (multicollinearity) ή άλλα στατιστικά προβλήματα.
5. Η CART έχει τη δυνατότητα να αναζητά και να αποκαλύπτει τις αλληλεπιδράσεις των μεταβλητών μέσα στο σύνολο των δεδομένων.
6. Τα αποτελέσματα της μεθόδου παραμένουν αμετάβλητα ανεξάρτητα από πιθανούς μονότονους μετασχηματισμούς των δεδομένων.
7. Μπορεί να παράγει χρήσιμα αποτελέσματα από ένα μεγάλο αριθμό μεταβλητών που παρέχονται προς ανάλυση, χρησιμοποιώντας μόνο ελάχιστες σημαντικές μεταβλητές.

Η κατανόηση των δέντρων ταξινόμησης της μεθόδου CART είναι ιδιαίτερα εύκολη.

6.2.5 Μηχανές Διανύσματος Υποστήριξης (Support vector machines, SVM)

Οι μηχανές διανύσματος υποστήριξης (Vapnik (2000) και Burges (1998)) έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια ως μια από τις σημαντικότερες μεθόδους για την ανάπτυξη μοντέλων ταξινόμησης. Κύριο χαρακτηριστικό τους αποτελεί το σημαντικό θεωρητικό υπόβαθρο πάνω στο οποίο βασίζονται οι SVM, καθώς και η πληθώρα επιτυχημένων πρακτικών εφαρμογών.

Η λογική των SVM παρουσιάζεται συνοπτικά στο σχήμα 6.3 όπου απεικονίζεται ένα πρόβλημα ταξινόμησης n επιχειρήσεων οι οποίες περιγράφονται βάσει k χαρακτηριστικών, σε δύο κατηγορίες οι οποίες συμβολίζονται ως $+1$ (μη πτωχευμένες επιχειρήσεις) και -1 (πτωχευμένες επιχειρήσεις).



Σχήμα 6. 3: Γραφική απεικόνιση των SVM

Στόχος των SVM, στην απλή γραμμική περίπτωση, είναι η ανάπτυξη του βέλτιστου υπερεπιπέδου της μορφής $Zw - y$ για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων, όπου ως Z συμβολίζεται ένας πίνακας διαστάσεων $n \times k$ με τα στοιχεία των επιχειρήσεων του δείγματος εκμάθησης. Συμβολίζοντας ως D ένα διαγώνιο πίνακα διαστάσεων $n \times n$ με την κύρια διαγώνιο να έχει τιμές $+1$ ή -1 ανάλογα με την ταξινόμηση των επιχειρήσεων του δείγματος εκμάθησης, και ως e το μοναδιαίο διάνυσμα διαστάσεων $n \times 1$, ο εντοπισμός του βέλτιστου υπερεπιπέδου επιτυγχάνεται με την επίλυση του ακόλουθου τετραγωνικού προγράμματος (ως ν συμβολίζεται μια αυστηρά θετική σταθερά):

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min}_{w,y,d} \quad ve'd + \frac{1}{2}w'w \\ \text{υπό:} \\ D(Zw - ey) + d \geq e \\ d \geq 0 \end{array} \right\} \quad (6.1)$$

Ο τετραγωνικός όρος $w'w$ στην αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος (6.1) μεγιστοποιεί το περιθώριο μεταξύ των δυο υπερεπιπέδων $Zw - y = +1$ και $Zw - y = -1$, το οποίο ισούται με $2/\|w\|$. Εκτός της μεγιστοποίησης του περιθωρίου των κατηγοριών, το πρόβλημα (6.1) λαμβάνει υπόψη και το σφάλμα ταξινόμησης με τις μεταβλητές d (η σταθερά $v > 0$ αναπαριστά τη σχετική βαρύτητα που αποδίδεται στην ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων). Όταν όλες οι μεταβλητές d είναι ίσες με το μηδέν, τότε οι δύο κατηγορίες είναι αυστηρά γραμμικά διαχωρισμένες και το επίπεδο $Z'w = y + 1$ περικλείει όλες τις μονάδες της κατηγορίας $+1$, ενώ το επίπεδο $Z'w = y - 1$ περικλείει όλες τις μονάδες της κατηγορίας -1 . Εάν οι κατηγορίες είναι γραμμικά διαχωρίσιμες (σχήμα 6.3) τα δύο επίπεδα καθορίζουν τα όρια των δύο κατηγοριών με ένα μη αρνητικό σφάλμα της μεταβλητής d .

$$\left. \begin{array}{l} Z_i'w + d_i \geq y + 1, \quad \text{για} \quad D_{ii} = +1 \\ Z_i'w - d_i \leq y - 1, \quad \text{για} \quad D_{ii} = -1 \end{array} \right\} \quad (6.2)$$

Με την επίλυση του προβλήματος (6.1) και τον προσδιορισμό των w και y που καθορίζουν το βέλτιστο υπερεπίπεδο, η ταξινόμηση κάθε επιχείρησης μπορεί εύκολα να πραγματοποιηθεί ως εξής:

$$\text{Εάν } Z_i'w - y \begin{cases} > 0, & \text{τότε } Z_i \in \{+1\}, \\ < 0, & \text{τότε } Z_i \in \{-1\}, \\ = 0, & \text{τότε } Z_i \in \{+1\} \quad \text{ή} \quad x \in \{-1\} \end{cases} \quad (6.3)$$

Το κύριο μειονέκτημα του προβλήματος βελτιστοποίησης (6.1) για τον προσδιορισμό του βέλτιστου μοντέλου ταξινόμησης αφορά τον αυξημένο υπολογιστικό φόρτο που απαιτεί η επίλυσή του καθώς πρόκειται για ένα πρόβλημα τετραγωνικού προγραμματισμού. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού οι Fung και Mangasarian (2001) πρότειναν μια εναλλακτική διατύπωση του προβλήματος ως εξής:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Min}_{w,y,d} \quad \frac{1}{2}\|d\|^2 + \frac{1}{2}(w'w + y^2) \\ \text{υπό:} \\ D(Zw - ey) + d \geq e \end{array} \right\} \quad (6.4)$$

Η αντικειμενική συνάρτηση του νέου προβλήματος αφορά την ελαχιστοποίηση της νόρμας δεύτερης τάξης του διανύσματος d (σε αντίθεση με την νόρμα πρώτης τάξεως που χρησιμοποιείται στο πρόβλημα (6.1)). Επιπλέον, η μεγιστοποίηση του περιθωρίου πραγματοποιείται τόσο σε σχέση με τη διεύθυνση w του διαχωριστικού υπερεπιπέδου, όσο και σε σχέση με τη σχετική του θέση y ως προς την αρχή των αξόνων. Στην εναλλακτική αυτή διατύπωση δεν απαιτείται ο περιορισμός μη αρνητικότητας του d , καθώς εάν υπάρχει κάποιο d αρνητικό τότε η αντικειμενική συνάρτηση μπορεί να μειωθεί θέτοντας $d=0$, κάτι που δεν παραβιάζει τον περιορισμό ανισότητας.

Το πρόβλημα (6.4) απλοποιείται ακόμα περισσότερο εάν ο περιορισμός ανισότητας μετατραπεί σε περιορισμό ισότητας ως εξής::

$$\left. \begin{array}{l} \underset{w,y,d}{\text{Min}} \frac{1}{2} \|d\|^2 + \frac{1}{2} (w'w + y'y) \\ \text{υπό:} \\ D(Zw - ey) + d = e \end{array} \right\} \quad (6.5)$$

Το πρόβλημα αυτό μπορεί πλέον να λυθεί εύκολα με τη μέθοδο των πολλαπλασιαστών Langrange, διαμορφώνοντας την ακόλουθη συνάρτηση:

$$L(w, y, d, u) = \frac{v}{2} \|d\|^2 + \frac{1}{2} \left\| \begin{bmatrix} w \\ y \end{bmatrix} \right\|^2 - u'(D(Zw - ey) + d - e) \quad (6.6)$$

όπου u είναι το διάνυσμα με τους πολλαπλασιαστές Langrange που αντιστοιχούν στους περιορισμούς ισότητας του προβλήματος (6.5). Θέτοντας τις μερικές παραγώγους της συνάρτησης L ίσες με το μηδέν προκύπτουν οι παρακάτω συνθήκες:

$$\left. \begin{array}{l} w - Z'Du = 0 \\ y + e'Du = 0 \\ vd - u = 0 \\ D(Zw - ey) + d - e = 0 \end{array} \right\} \quad (6.7)$$

Εκφράζοντας τις μεταβλητές (w, y, d) συναρτήσει των u προκύπτουν:

$$w = Z'Du, y = -e'Du, d = \frac{u}{v} \quad (6.8)$$

και αντικαθιστώντας αυτές στην τελευταία ισότητα της (6.7) υπολογίζεται τα u συναρτήσει των Z και D :

$$u = \left(\frac{I}{v} + D(ZZ' + ee')D' \right)^{-1} e = \left(\frac{I}{v} + HH' \right)^{-1} e \quad (6.9),$$

όπου ο πίνακας H ορίζεται ως: $H = D[Z - e]\} \quad (6.10).$

Αντικαθιστώντας την (6.9) στις (6.8) υπολογίζεται η βέλτιστη λύση (w, y, d) του προβλήματος (6.7).

Γενικά, ο αλγόριθμος της γραμμικής μεθόδου SVM σύμφωνα με την παραπάνω μοντελοποίηση για την ταξινόμηση n μονάδων ορίζεται ως εξής:

- (α) Ορίζεται το H από την σχέση (6.10), όπου e είναι ένα διάνυσμα από μονάδες διάστασης $n \times 1$ και υπολογίζονται οι πολλαπλασιαστές Lagrange u από την σχέση (6.9) για θετικές τιμές της μεταβλητής v .
- (β) Προσδιορίζονται τα (w, y) από τη σχέση (6.8).
- (γ) Ταξινομείται το νέο δείγμα χρησιμοποιώντας τη σχέση (6.3).

6.2.6 Πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα

Τα πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα (PNN) είναι μια κατηγορία νευρικών δικτύων, τα οποία συνδυάζουν μερικές από τις καλύτερες ιδιότητες της στατιστικής αναγνώρισης προτύπων (Pattern Recognition), και των συμβατικών νευρωνικών δικτύων. Τα πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα εισήχθησαν από τον Donald Specht στο τέλος της δεκαετίας του 1980.

Κάθε PNN είναι ένα δίκτυο παράλληλων μονάδων επεξεργασίας οι οποίες είναι οργανωμένες σε μια σειρά επιπέδων (layers). Το σχήμα 4.1 δείχνει την τυπική αρχιτεκτονική ενός PNN για προβλήματα ταξινόμησης σε δύο κατηγορίες, αλλά μπορεί να αναχθεί και σε πολλαπλές κατηγορίες ταξινόμησης ανάλογα με τις απαιτήσεις του ελάχιστου προβλήματος. Η αρχιτεκτονική δομή ενός PNN αποτελείται από τα εξής επίπεδα όπως φαίνεται και στο σχήμα (4.1).

1. Ένα επίπεδο εισόδου (input layer) αποτελούμενο από μια σειρά κόμβων, έναν για κάθε είσοδο.
2. Το επίπεδο εξόδου (output layer) το οποίο αποτελείται από τόσους κόμβους, όσο και το πλήθος των κατηγοριών.
3. Μια σειρά ενδιάμεσων επιπέδων (hidden layers) χωρισμένα σε ομάδες. Κάθε ομάδα αντιστοιχεί και σε μια κατηγορία.

Όπως φαίνεται στο σχήμα 4.1 το επίπεδο εισόδου αποτελείται από m κόμβους, έναν για κάθε μία είσοδο, που αναπαριστάται με ένα χαρακτηριστικό διάνυσμα. Οι ενδιάμεσοι κόμβοι είναι χωρισμένοι σε ομάδες, μία ομάδα για κάθε κατηγορία. Στην περίπτωση των δύο κατηγοριών, υπάρχει μια ομάδα P με διανύσματα $\{x(p): p=1,2,...,P\}$ η οποία αντιστοιχεί στις επιχειρήσεις της κατηγορίας 1 (μη πτωχευμένες) και μια ομάδα Q με διανύσματα $\{y(q): q=1,2,...,Q\}$ η οποία αντιστοιχεί στις επιχειρήσεις της κατηγορίας 2 (πτωχευμένες). Στο ενδιάμεσο επίπεδο υπάρχουν P κόμβοι για την κατηγορία 1 και Q κόμβοι για την κατηγορία 2. Οι συναρτήσεις Gauss για τις κατηγορίες 1, 2 δίνονται από τις αντίστοιχες σχέσεις:

$$g_1(x) = [1/\sqrt{(2\pi\sigma^2)}] \exp\{-\|x - x^p\|^2 / (2\sigma^2)\}$$

$$g_2(y) = [1/\sqrt{(2\pi\sigma^2)}] \exp\{-\|y - y^q\|^2 / (2\sigma^2)\}$$

Η τιμή του σ μπορεί να είναι η μέση τιμή της απόστασης των διανυσμάτων που ανήκουν στην ίδια ομάδα ή η μέση τιμή της απόστασης των διανυσμάτων της μιας ομάδας από τα κοντινότερα διανύσματα της άλλης ομάδας. Τέλος γίνεται η άθροιση των τιμών που λαμβάνονται από τις δύο παραπάνω εξισώσεις για κάθε ομάδα σύμφωνα με τις σχέσεις:

$$f_1(x) = [1/\sqrt{(2\pi\sigma^2)^P}] (1/P) \sum_{(p=1,P)} \exp\{-\|x - x^{(p)}\|^2 / (2\sigma^2)\}$$

$$f_2(y) = [1/\sqrt{(2\pi\sigma^2)^Q}] (1/Q) \sum_{(q=1,Q)} \exp\{-\|y - y^{(q)}\|^2 / (2\sigma^2)\}$$

Σε κάθε διάνυσμα εισόδου εφαρμόζονται και οι δύο παραπάνω σχέσεις και η μέγιστη τιμή από τις f_1 και f_2 καθορίζει την ταξινόμηση.

6.2.7 Τεχνικές Προγραμματισμού στόχων (Goal programming, GP)

Η χρησιμοποίηση τεχνικών προγραμματισμού στόχων σε προβλήματα ταξινόμησης ξεκίνησε κυρίως τη δεκαετία του 1980. Οι Freed και Glover (1981), εκ των πρωτοπόρων του χώρου, μοντελοποίησαν το πρόβλημα της ταξινόμησης χρησιμοποιώντας τεχνικές προγραμματισμού στόχων με σκοπό την ανάπτυξη ενός υπερεπιπέδου της μορφής $Ax = c$ μέσω του οποίου θα ήταν δυνατή η ταξινόμηση ενός συνόλου επιχειρήσεων σε δύο προκαθορισμένες κατηγορίες. Το υπερεπίπεδο αυτό ουσιαστικά είναι μια διακριτική συνάρτηση, όπου x είναι το διάνυσμα των μεταβλητών (κριτήρια αξιολόγησης), A είναι το διάνυσμα των συντελεστών των μεταβλητών και c είναι ένας σταθερός όρος, ο οποίος αποτελεί και το όριο μεταξύ των κατηγοριών. Στο υπόδειγμα το οποίο πρότειναν οι συγγραφείς, η ανάπτυξη του υπερεπιπέδου αυτού γίνεται μεγιστοποιώντας την ελάχιστη

απόσταση των σκιορ των επιχειρήσεων και του ορίου, επιλύοντας το ακόλουθο γραμμικό πρόβλημα:

Max d

υπό :

$$\sum a_i x_{ij} + d \leq c, \quad \forall i \in C_1$$

$$\sum a_i x_{ij} - d \geq c, \quad \forall i \in C_2$$

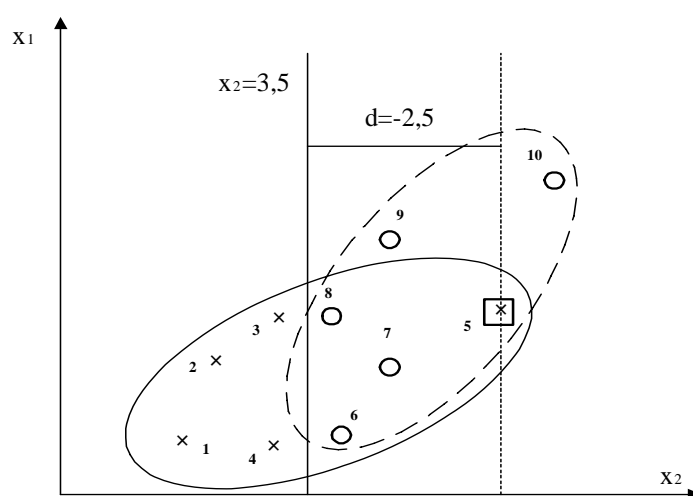
Όπου a_i είναι ο συντελεστής του χαρακτηριστικού i , x_{ij} είναι η αξιολόγηση της επιχείρησης j βάσει του χαρακτηριστικού i και c είναι ένα προκαθορισμένο όριο που διαχωρίζει τις δύο ομάδες.

Οι τεχνικές προγραμματισμού στόχων απέσπασαν το ενδιαφέρον πολλών ερευνητών για την αντιμετώπιση προβλημάτων ταξινόμησης. Όμως οι συγκριτικές έρευνες που πραγματοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της διακριτικής ικανότητας των τεχνικών προγραμματισμού στόχων σε σχέση με τις πολυμεταβλητές στατιστικές μεθόδους δεν κατέληγαν πάντα σε σύμφωνα αποτελέσματα. Το βασικότερο είναι ότι οι τεχνικές αυτές παρουσιάζουν υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης σε σχέση με την LDA, εκτός της περίπτωσης όπου η επικάλυψη μεταξύ των κατηγοριών είναι χαμηλή και οι πίνακες διασποράς – συνδιασποράς μεταξύ των κατηγοριών είναι ίσοι. Γενικότερα, οι τεχνικές αυτές παρουσιάζουν πιο ακριβή αποτελέσματα σε σχέση με άλλες τεχνικές. Στον αντίποδα όμως υπήρξαν και ορισμένες μελέτες οι οποίες κατέληξαν σε αποτελέσματα όχι ιδιαίτερα ενθαρρυντικά όσον αφορά την αποτελεσματικότητα των τεχνικών προγραμματισμού στόχων. Οι Markowski και Markowski (1987) πραγματοποιώντας μια πειραματική έρευνα διαπίστωσαν ότι η χρήση ποιοτικών δεδομένων σε μια τεχνική προγραμματισμού στόχων ελάττωσε τα ποσοστά σωστών ταξινομήσεων, ενώ βελτίωσε τα αποτελέσματα της LDA, παρά το γεγονός ότι τα ποιοτικά δεδομένα δεν ακολουθούν κανονική κατανομή που αποτελεί και τη βασική υπόθεση της LDA. Παράλληλα ιδιαίτερο βάρος δόθηκε στην αντιμετώπιση κάποιων προβλημάτων που εντοπίστηκαν στις τεχνικές προγραμματισμού στόχων και είχαν να κάνουν με την ανάπτυξη των διακριτικών συναρτήσεων (υπερεπιπέδων), οι οποίες οδηγούσαν σε μη αποδεκτά αποτελέσματα ταξινόμησης, γεγονός που οφείλονταν στην ελλιπή μαθηματική διατύπωση του προβλήματος και πιο συγκεκριμένα της έλλειψης του κατάλληλου περιορισμού κανονικοποίησης των αποτελεσμάτων.

Παρακάτω παρουσιάζονται τρεις από τις πλέον πιο διαδεδομένες τεχνικές προγραμματισμού στόχων για την ανάπτυξη του υπερεπιπέδου που διαχωρίζει τις κατηγορίες.

6.2.7.1 Το μοντέλο μεγιστοποίησης της ελάχιστης απόστασης (MMD)

Το πρώτο αυτό μοντέλο παρουσιάστηκε από τους Freed και Glover το 1981. Βάσει αυτού του πρωταρχικού μοντέλου, η ανάπτυξη του ζητούμενου υπερεπιπέδου γίνεται με κριτήριο τη μεγιστοποίηση της ελάχιστης απόστασης των επιχειρήσεων από το όριο που διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες. Η απόσταση αυτή θεωρείται ότι είναι ανεξάρτητη πρόσημου (θετική ή αρνητική). Η ελάχιστη απόσταση θα είναι θετική όταν όλες οι επιχειρήσεις ταξινομούνται σωστά, ενώ θα είναι αρνητική όταν ορισμένες ταξινομούνται εσφαλμένα. Στο σχήμα 6.4 αναπαριστάται ένα απλό παράδειγμα εφαρμογής του μοντέλου, κατά το οποίο η ελάχιστη απόσταση είναι ίση με την απόσταση από το υπερεπίπεδο της εσφαλμένα ταξινομημένης επιχείρησης.



Σχήμα 6.4: Γραφική αναπαράσταση της ελάχιστης απόστασης στο μοντέλο MMD

Το μαθηματικό μοντέλο που θα πρέπει να επιλυθεί προκειμένου να επιτευχθεί η ανάπτυξη του ζητούμενου υπερεπιπέδου είναι το ακόλουθο:

Max d

υπό :

$$\sum_{j=1}^m a_j X_{ji} - d \geq c, \forall i \in C_1$$

$$\sum_{j=1}^m a_j X_{ji} + d \leq c - \varepsilon, \forall i \in C_2$$

$$\sum_{j=1}^m a_j = 1$$

Οι δύο πρώτοι περιορισμοί αποτελούν τις βασικούς κανόνες ταξινόμησης. Ως d συμβολίζεται η ελάχιστη απόσταση η οποία θα πρέπει να μεγιστοποιηθεί έτσι, ώστε να μην

υφίσταται επικάλυψη μεταξύ των κατηγοριών, ενώ το c είναι μια δεδομένη σταθερά η οποία αναπαριστά το όριο που διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες. Ο τελευταίος περιορισμός χρησιμοποιείται ως περιορισμός κανονικοποίησης, κατά τον οποίο θα πρέπει όλοι οι συντελεστές σημαντικότητας των κριτηρίων να παίρνουν τιμές στο διάστημα από 0 μέχρι 1 και το άθροισμα τους να αθροίζει στην μονάδα.

6.2.7.2 Το μοντέλο βελτιστοποίησης των αποκλίσεων (OSD)

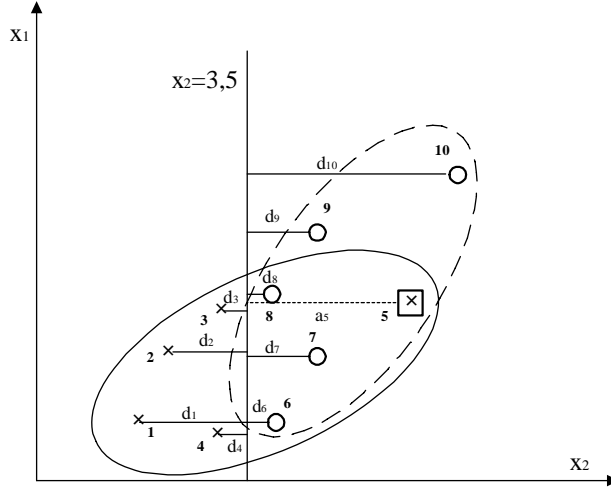
Η χρησιμοποίηση της ελάχιστης απόστασης ως τρόπου μέτρησης της ακρίβειας ταξινόμησης, όπως αυτό γίνεται στο μοντέλο MMD, εμπεριέχει δύο βασικά προβλήματα:

- Δεν λαμβάνει υπόψη το πλήθος των εσφαλμένων ταξινομήσεων, καθώς δεν χρησιμοποιείται κάποια μεταβλητή η οποία να δείχνει εάν μία επιχείρηση είναι σωστά ταξινομημένη ή όχι.
- Έχει παρατηρηθεί ότι μπορεί να επηρεαστεί σημαντικά από την ύπαρξη μη φυσιολογικών στοιχείων στα δεδομένα βάσει των οποίων γίνεται η ανάπτυξη του υπερεπιπέδου.

Τα προβλήματα αυτά αντιμετωπίζονται σημαντικά ενσωματώνοντας στο γραμμικό σύστημα που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη του υπερεπιπέδου δύο μεταβλητές για κάθε επιχείρηση:

- Μία μεταβλητή σ_i^- , η οποία αναπαριστά το σφάλμα ταξινόμησης μιας συγκεκριμένης επιχείρησης i , δηλαδή το βαθμό στον οποίο η επιχείρηση παραβιάζει το όριο.
- Μία μεταβλητή σ_i^+ , η οποία δείχνει πόσο σωστά είναι ταξινομημένη μία επιχείρηση, δηλαδή την απόσταση της σωστά ταξινομημένης επιχείρησης από το όριο.

Σύμφωνα με τον ορισμό των δύο αυτών μεταβλητών, όταν μία επιχείρηση ταξινομείται εσφαλμένα τότε $\sigma_i^- > 0$ και $\sigma_i^+ = 0$, ενώ σε περίπτωση σωστής ταξινόμησης της επιχείρησης θα είναι $\sigma_i^- = 0$ και $\sigma_i^+ > 0$. Σχηματικά η σημασία των δύο αυτών μεταβλητών μπορεί να αποδοθεί μέσω του σχήματος 6.5.



Σχήμα 6.5: Σχηματική αναπαράσταση των σφαλμάτων και των αποστάσεων στο μοντέλο OSD

Η ανάπτυξη του υπερεπιπέδου γίνεται έτσι, ώστε να ελαχιστοποιηθεί το άθροισμα των μεταβλητών του σφάλματος σ_i^- και να μεγιστοποιηθεί το άθροισμα των μεταβλητών απόστασης σ_i^+ . Αυτό επιτυγχάνεται επιλύοντας το ακόλουθο γραμμικό πρόβλημα:

$$\text{Max} \left\{ \sum_{i=1}^n (p_i \sigma_i^- - q_i \sigma_i^+) \right\}$$

υπό :

$$\sum_{j=1}^m a_j X_{ji} - \sigma_i^+ = c - \sigma_i^-, \forall i \in C_1$$

$$\sum_{j=1}^m a_j X_{ji} + \sigma_i^+ \leq c + \sigma_i^- - \varepsilon, \forall i \in C_2$$

$$c + \sum_{j=1}^m a_j = 1$$

$$\sigma_i^+, \sigma_i^- \geq 0$$

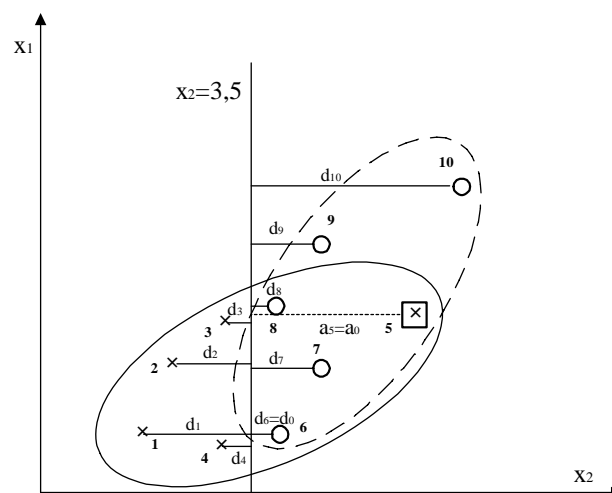
Στο γραμμικό αυτό πρόγραμμα το όριο c είναι μια μεταβλητή η οποία είναι ανεξάρτητη πρόσημου και υπολογίζεται κατά την επίλυση του προβλήματος. Οι παράμετροι p_i και q_i καθορίζουν τη σχετική σημασία της ελαχιστοποίησης των σφαλμάτων σε σχέση με την μεγιστοποίηση των αποστάσεων. Ο αποφασίζων έχει τη δυνατότητα να καθορίσει τις παραμέτρους αυτές ανεξάρτητα για κάθε επιχείρηση. Για παράδειγμα, εάν θεωρηθεί ότι ένα σύνολο επιχειρήσεων ή ακόμη και μία επιχείρηση πρέπει να ληφθούν ιδιαίτερα υπόψη στην ανάπτυξη του υπερεπιπέδου, τότε στις αντίστοιχες παραμέτρους p_i μπορούν να αποδοθούν μεγαλύτερες τιμές σε σχέση με τις παραμέτρους q_i . Αυτή η δυνατότητα που παρέχει το συγκεκριμένο μοντέλο δίνει ιδιαίτερη ευελιξία στην ανάπτυξη του υπερεπιπέδου ταξινόμησης.

6.2.7.3 Το υβριδικό μοντέλο

Το τελευταίο μοντέλο προγραμματισμού στόχων αναφέρεται ως υβριδικό και χρησιμοποιεί τέσσερις διαφορετικούς παράγοντες, οι οποίοι συνδέονται άμεσα με την ακρίβεια της ταξινόμησης και κατά συνέπεια επηρεάζουν την ανάπτυξη του υπερεπιπέδου. Οι μεταβλητές αυτές είναι:

- Τα σφάλματα ταξινόμησης σ_i^- των επιχειρήσεων.
- Το μέγιστο σφάλμα σ_0^- .
- Οι αποστάσεις σ_i^+ των σωστά ταξινομημένων επιχειρήσεων από τα όρια.
- Η ελάχιστη απόσταση σ_0^+ .

Σχηματικά η σημασία των δύο αυτών μεταβλητών μπορεί να αποδοθεί μέσω του σχήματος 6.6.



Σχήμα 6.6: Σχηματική αναπαράσταση του υβριδικού μοντέλου

Οι μεταβλητές σφάλματος (τα ανεξάρτητα σφάλματα σ_i^- και το μέγιστο σφάλμα σ_0^-) θα πρέπει να ελαχιστοποιηθούν, ενώ οι αποστάσεις σ_i^+ και η ελάχιστη απόσταση σ_0^+ θα πρέπει να μεγιστοποιηθούν. Η μαθηματική διατύπωση του μοντέλου είναι η ακόλουθη:

$$Max \left\{ p_0 \sigma_0^- + \sum_{i=1}^n (p_i \sigma_i^- - q_i \sigma_i^+) - q_0 \sigma_0^+ \right\}$$

υπό :

$$\sum_{j=1}^m a_j X_{ji} + \sigma_0^+ + \sigma_i^+ - \sigma_0^- - \sigma_i^- = c, \forall i \in C_1$$

$$\sum_{j=1}^m a_j X_{ji} - \sigma_0^+ - \sigma_i^+ + \sigma_0^- + \sigma_i^- = c - \varepsilon, \forall i \in C_2$$

$$c + \sum_{j=1}^m a_j = 1$$

$$\sigma_i^+, \sigma_i^-, \sigma_0^+, \sigma_0^- \geq 0$$

6.2.7.4 Εφαρμογή των Τεχνικών Προγραμματισμού Στόχων στην πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων

Οι παραπάνω τρεις τεχνικές προγραμματισμού στόχων εφαρμόστηκαν για την πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων χρησιμοποιώντας δεδομένα από τον ελληνικό χώρο. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την συγκεκριμένη εφαρμογή παρατίθενται στην εφαρμογή 3.2 του τρίτου κεφαλαίου. Στα συγκεκριμένα δεδομένα εκτός από τις τρεις τεχνικές προγραμματισμού στόχων εφαρμόστηκαν και τρεις πολυμεταβλητές στατιστικές μέθοδοι, τα αποτελέσματα των οποίων παρουσιάστηκαν στη συνέχεια.

Για την εφαρμογή των τεχνικών προγραμματισμού στόχων αρχικά χρησιμοποιήθηκε το πρώτο έτος πριν την πτώχευση (έτος -1) για το βασικό δείγμα, ώστε να πραγματοποιηθεί η ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης της πτώχευσης των επιχειρήσεων (το υπερεπίπεδο ταξινόμησης). Στον πίνακα 6.1 παρουσιάζονται οι συντελεστές των χρηματοοικονομικών δεικτών στα υπερεπίπεδα (διακριτικές συναρτήσεις) που αναπτύχθηκαν βάσει των τριών τεχνικών προγραμματισμού στόχων.

Με βάση τις τρεις αυτές διακριτικές συναρτήσεις επιτυγχάνεται και η ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις δύο προκαθορισμένες ομάδες: τις πτωχευμένες και τις μη πτωχευμένες επιχειρήσεις. Η ταξινόμηση γίνεται συγκρίνοντας τα σκορ των επιχειρήσεων με τα όρια που διαχωρίζουν τις ομάδες. Εφαρμόζοντας επομένως τις τρεις διακριτικές συναρτήσεις στα έτη -2 έως -5 του βασικού δείγματος, καθώς και στα τρία έτη του δείγματος ελέγχου, επιτυγχάνονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης τα οποία παρουσιάζονται στον πίνακα 6.2.

Πίνακας 6.1: Συντελεστές των χρηματοοικονομικών δεικτών

	MMD	OSD	HYBRID
--	-----	-----	--------

X ₁	0,0221783	-0,0068769	0,0000641
X ₂	0,1355249	-0,0624861	0,0003518
X ₃	1,1483593	0,9524584	0,0002781
X ₄	-0,000854	-0,0006591	0,0003624
X ₅	0,0414434	0,08171	0,0002394
X ₆	-0,018219	-0,1013359	-0,0005085
X ₇	0,0522094	-0,3390355	-0,0013688
X ₈	0,0531194	0,000513	0,0000593
X ₉	0,0041480	0,000703	-0,0000096
X ₁₀	0,0028893	-0,0021782	0
X ₁₁	0,007316	0,1295632	0,0002122
X ₁₂	0,0004179	-0,0000696	0,0000008
Όριο	0	0,1052	-0,0005726

Πίνακας 6.2: Αποτελέσματα ταξινόμησης των τεχνικών προγραμματισμού στόχων

		Έτος ανάλυσης							
		Βασικό δείγμα					Δείγμα ελέγχου		
	Σφάλμα	-1	-2	-3	-4	-5	-1	-2	-3
MMD	Τύπου Ι	0%	5%	12,5%	12,5%	30%	15,79%	15,79%	21,05%
	Τύπου ΙΙ	25%	20%	27,5%	30%	30%	47,37%	47,37%	42,11%
	Συνολικό	12,5%	12,5%	20%	21,25%	30%	31,58%	31,58%	31,58%
OSD	Τύπου Ι	0%	2,5%	12,5%	15%	25%	10,52%	21,05%	31,57%
	Τύπου ΙΙ	15%	25%	32,5%	27,5%	25%	47,38%	42,11%	36,85%
	Συνολικό	7,5%	13,75%	22,5%	21,25%	25%	28,95%	31,58%	34,21%
Hybrid	Τύπου Ι	0%	12,5%	22,5%	27,5%	32,5%	26,31%	52,63%	31,57%
	Τύπου ΙΙ	30%	20%	27,5%	27,5%	27,5%	39,55%	26,31%	36,85%
	Συνολικό	15%	16,25%	25%	27,5%	30%	31,58%	39,47%	34,21%

Από τον πίνακα 6.3 παρατηρείται ότι το σφάλμα τύπου I κυμαίνεται σε χαμηλά επίπεδα σε σχέση με το σφάλμα τύπου II, ιδιαίτερα στα μοντέλα MMD και OSD. Το αποτέλεσμα αυτό οδηγεί στο συμπέρασμα ότι τα αντίστοιχα μοντέλα είναι σε θέση να ταξινομήσουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τις πτωχευμένες επιχειρήσεις σε σχέση με τις μη πτωχευμένες. Όσον αφορά στο συνολικό σφάλμα ταξινόμησης, τα δύο πρώτα μοντέλα MMD και OSD παρέχουν παρόμοια αποτελέσματα τόσο στο βασικό δείγμα όσο και στο δείγμα ελέγχου. Αντίθετα το υβριδικό μοντέλο παρέχει συγκριτικά τα υψηλότερα ποσοστά εσφαλμένων ταξινόμησεων στα περισσότερα έτη της ανάλυσης.

Παράλληλα με την εφαρμογή των τεχνικών προγραμματισμού στόχων, στα ίδια δεδομένα εφαρμόστηκαν και τρεις τεχνικές ταξινόμησης από το χώρο της πολυμεταβλητής στατιστικής ανάλυσης, η γραμμική διακριτική ανάλυση, το λογιστικό υπόδειγμα και το κανονικό υπόδειγμα. Ο σκοπός της χρησιμοποίησης τους στη συγκεκριμένη εφαρμογή είναι η σύγκριση των αποτελεσμάτων που επιτεύχθηκαν μέσα των τεχνικών προγραμματισμού στόχων με τα αντίστοιχα αποτελέσματα των τριών αυτών πολυμεταβλητών μεθόδων. Η εφαρμογή των μεθόδων αυτών έγινε κατά τον ίδιο τρόπο με τον οποίο εφαρμόστηκαν οι τεχνικές προγραμματισμού στόχων. Στον πίνακα 6.3 παρουσιάζονται οι συντελεστές των χρηματοοικονομικών δεικτών στα μοντέλα που αναπτύσσονται βάσει της κάθε μιας πολυμεταβλητής στατιστικής μεθόδου, ενώ στο πίνακα 6.4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης.

Πίνακας 6.3: Συντελεστές των χρηματοοικονομικών δεικτών

	LDA	Logit	Probit
X ₁	0,0093	-0,2755	-0,0022
X ₂	1,9154	-3,1684	-1,98513
X ₃	2,4196	-16,1094	-5,1486
X ₄	0,1245	-0,0242	0,006808
X ₅	1,2882	-4,6816	2,13894
X ₆	-0,9008	3,8216	2,099533
X ₇	-0,7149	8,6756	2,532017
X ₈	0,0004	0,0278	-0,00714
X ₉	0,0342	-0,3657	0,06757
X ₁₀	-0,0168	0,2321	0,030416

X_{11}	0,6294	-4,0971	-1,99602
X_{12}	0,0022	0,0069	-0,0025
Σταθερά	-1,151	0,1456	0,805059

Πίνακας 6.4: Αποτελέσματα ταξινόμησης πολυμεταβλητών στατιστικών μεθόδων

		Έτος ανάλυσης							
		Βασικό δείγμα					Δείγμα ελέγχου		
	Σφάλμα	-1	-2	-3	-4	-5	-1	-2	-3
LDA	Τύπου Ι	12,5%	25%	32,5%	45%	45%	36,84%	57,89%	63,16%
	Τύπου ΙΙ	7,5%	12,5%	12,5%	15%	20%	31,58%	26,32%	26,32%
	Συνολικό	10%	18,75%	22,5%	30%	32,5%	34,21%	42,11%	44,74%
Logit	Τύπου Ι	7,5%	22,5%	22,5%	35%	32,5%	36,84%	57,89%	63,16%
	Τύπου ΙΙ	12,5%	12,5%	20%	15%	17,5%	32,11%	10,53%	26,32%
	Συνολικό	10%	17,5%	21,25%	25%	25%	39,47%	34,21%	44,74%
Probit	Τύπου Ι	12,5%	27,5%	37,5%	50%	37,5%	42,11%	63,16%	73,68%
	Τύπου ΙΙ	12,5%	10%	17,5%	15%	17,5%	31,58%	15,79%	26,32%
	Συνολικό	12,5%	18,75%	27,5%	32,5%	27,5%	36,84%	39,47%	50%

Συγκρίνοντας τα παραπάνω αποτελέσματα με τα αντίστοιχα αποτελέσματα των τριών τεχνικών προγραμματισμού στόχων προκύπτουν τα εξής:

Βασικό δείγμα. Το μοντέλο MMD υπολείπεται της LDA μόνο στο έτος -1 και του λογιστικού υποδείγματος στα έτη -1 και -5, ενώ σε κανένα έτος δεν παρουσιάζει χειρότερα αποτελέσματα από τα αντίστοιχα του κανονικού υποδείγματος. Το μοντέλο OSD υπολείπεται μόνο του λογιστικού υποδείγματος στο έτος -3. Το υβριδικό μοντέλο δίνει παρόμοια αποτελέσματα με την LDA (υπολείπεται στα έτη -1 και -3) και το κανονικό υπόδειγμα (υπολείπεται στα έτη -1 και -5), αλλά τα αποτελέσματα του σε σχέση με το λογιστικό υπόδειγμα παρουσιάζονται κατώτερα (υπερέχει μόνο στο έτος -2).

Δείγμα ελέγχου. Τα αποτελέσματα των τεχνικών προγραμματισμού στόχων υπερέρχουν των αποτελεσμάτων των τριών πολυμεταβλητών στατιστικών μεθόδων. Τα αποτελέσματα των μοντέλων MMD και OSD υπερέρχουν σαφώς και για τα τρία έτη του δείγματος ελέγχου, ενώ

όσον αφορά τα αποτελέσματα του υβριδικού μοντέλου, αυτά υπολείπονται μόνο στο έτος -2 σε σχέση με τα αποτελέσματα του λογιστικού υποδείγματος.

Παράλληλα αξιολογούνται και τα ιδιαίτερα υψηλά σφάλματα τύπου I που παρουσιάζουν οι τρεις πολυμεταβλητές στατιστικές μέθοδοι σε σχέση με τα αντίστοιχα σφάλματα των μοντέλων MMD, OSD και Hybrid. Χαρακτηριστικό είναι το γεγονός ότι το σφάλμα τύπου I στο έτος -3 του δείγματος ελέγχου είναι 63,16% για την LDA και το λογιστικό υπόδειγμα και 73,68% για το κανονικό υπόδειγμα, ενώ το αντίστοιχο σφάλμα για τις τρεις τεχνικές προγραμματισμού στόχων είναι 21,05% για το μοντέλο MMD και 31,57% για τα μοντέλα OSD και Hybrid.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Altman, E. I. (1968), *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*, The Journal of Finance 23, 589-609.
- [2] Altman, E. I., Haldeman, R. G. and Narayanan, P. (1977), *Zeta Analysis*, Journal of Banking and Finance, 29-54.
- [3] Beaver, W. (1966), *Financial Ratios as Predictors of Failure*, Empirical Research in Accounting: Selected studies: Supplement to Journal of Accounting Research 4, 71-111.
- [4] Bouwman, M. J. (1983) "Human diagnostic reasoning by computer: An illustration from financial analysis", *Management Science* 29(6), pp. 653-672.
- [5] Breiman, L.; Friedman, J.H.; Olshen, R.A.; and Stone, C.J. (1984) "Classification and Regression Trees," Monterey, California, U.S.A, Wadsworth, Inc.
- [6] Burges, C.J.C. (1998) "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery* 2(2), pp. 121-167.
- [7] Cox, D. R. and Oakes, D. (1984), *Analysis of survival data*, Chapman and Hall, London.
- [8] Deakin, E. (1972), *A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure*, Journal of Accounting Research, 167-179.
- [9] Dimitra, A. I., Zopounidis, C. and Hurson, C. (1995) "A multicriteria decision aid method for the assessment of business failure risk", *Foundations of Computing and Decision sciences* 20(2), pp. 99-112.
- [10] Doumpos, M.; and Zopounidis, C. (1998) "The Use of the Preference Disaggregation Analysis in the Assessment of Financial Risks," *Fuzzy Economic Review* 3(1), pp. 39-57.
- [11] Duchessi, P. and Belardo, S. (1987) "Lending analysis support system (LASS): An application of a knowledge-based system to support commercial loan analysis", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 17(4), pp. 608-616.
- [12] Edmister, R. A. (1972), *An empirical test of financial ratio analysis for small business failure predictions*, Journal of Financial and Quantitative Analysis 7, 1477-1493.
- [13] Eisenbeis, R. (1977), *The pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics*, The Journal of Finance 32, 723-739.
- [14] Fitzpatrick, P. J. (1932), *A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with those of failed companies*, The Accountants Publishing Company.

- [15] Freed, N. and Glover, F. (1981), "A linear programming approach to the discriminant problem", *Decision Sciences* 12, pp. 68-7).
- [16] Frydman, H., Altman, E. I. and Kao, D. L. (1985), *Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress*, The Journal of Finance, Vol. XL, No 1, 269-291.
- [17] Fung, G.; and Mangasarian, O.L. (2001) "Proximal Support Vector Machine Classifiers," Data Mining Institute Technical Report 01-02, *Association for Computing Machinery, New York*, pp.77-86.
- [18] Gloubos, B. G. and Grammaticos, T. (1984), *Predicting Bankruptcy of Industrial Firms in Greece*, Spoudai, Vol. LD, 421-443.
- [19] Kosko, B. (1992), *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- [20] Kosko, B. (1992), *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- [21] Mareschal, B. and Brans, J. P. (1991) "BANKADVISER: An industrial evaluation system", *European Journal of Operational Research* 54, pp. 318-324.
- [22] Markowski, C. A. and Markowski, E. P. (1987), "An experimental comparison of several approaches to the discriminant problem with both qualitative and quantitative variables", *European Journal of Operational Research* 28, pp. 74-78.
- [23] Martin, D. (1977), *Early warning of bank failure: A logit regression approach*, *Journal of Banking and Finance* 1, 249-276.
- [24] Mensah, Y. M. (1983), *The Differential Bankruptcy Predictive Ability of Specific Price Level Adjustment: Some Empirical Evidence*, *The Accounting Review* 58(2), 228-286.
- [25] Merwin, C. L. (1942), *Financing small corporations: In five manufacturing industries, 1926-1936*, National Bureau of Economic Research.
- [26] Messier, W. F. and Hansen, J. V. (1988) "Including rules for expert system development: An example using default and bankruptcy data", *Management Science* 34(12), pp. 1403-1415.
- [27] Meyer, P. A. and Pifer, H. W. (1970), *Prediction of bank failures*, *Journal of Finance* 25, 853-868.
- [28] Mirkin, B. (1998) "Mathematical Classification and Clustering," Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.

- [29] Ohlson, J. A. (1980), *Financial ratios and the probabilistic predictions of bankruptcy*, Journal of Accounting Research, 109-131.
- [30] Patuwo, E., Hu, M.Y. and Hung, M.S. (1993), *Two-group classification using neural networks*, Decision Sciences, 24, 825-845.
- [31] Patuwo, E., Hu, M.Y. and Hung, M.S. (1993), *Two-group classification using neural networks*, Decision Sciences, 24, 825-845.
- [32] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J. (1986), *Learning internal representation by error propagation*, in: D.E. Rumelhart and J.L. Williams (eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT Press, Cambridge, Mass.
- [33] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J. (1986), *Learning internal representation by error propagation*, in: D.E. Rumelhart and J.L. Williams (eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT Press, Cambridge, Mass.
- [34] Shaw, M. and Gentry, J. A. (1988) "Using an expert system with inductive learning to evaluate business loans", *Financial management*, pp. 45-56.
- [35] Siskos, Y., Zopounidis, C. and Pouliezios, A. (1994) "An integrated DSS for financing firms by an industrial development bank in Greece", *Decision Support Systems* 12, pp. 151-168.
- [36] Smith, C. (1947), "Some examples of discrimination", *Annals of Eugenics* 13, pp. 272-282.
- [37] Smith, R. F. and Winakor, A. H. (1935), *Changes in the Financial Structures of Unsuccessful Corporations*, Urbana, University of Illinois, Bureau of Business Research.
- [38] Srinivasan, V. and Ruparel, B. (1990) "CGX: An expert support system for credit granting", *European Journal of Operational Research* 45, pp. 293-308.
- [39] Subramanian, V., Hung, M.S. and Hu, M.Y. (1993), *An experimental evaluation of neural networks for classification*, *Computers and Operations Research*, 20/7, 769-782.
- [40] Subramanian, V., Hung, M.S. and Hu, M.Y. (1993), *An experimental evaluation of neural networks for classification*, *Computers and Operations Research*, 20/7, 769-782.
- [41] Trippi, R.R. and Turban, R. (1996), *Neural Networks in Finance and Investing*, Irwin, Chicago.
- [42] Trippi, R.R. and Turban, R. (1996), *Neural Networks in Finance and Investing*, Irwin, Chicago.

- [43] Vapnik, V.N. (2000) "The Nature of Statistical Learning Theory," Springer, New York, second edition.
- [44] Yohannes, Y.; and Webb, P (1999) "Classification and dRegression Trees, Cart: A User Manual for Identifying Indicators of Vulnerability to Famine and Chronic Food Insecurity," Microcomputers in Policy Research 3, International Food Policy Research Institute.
- [45] Zopounidis, C. (1987) "A multicriteria decision-making methodology for the evaluation of the risk of the failure and an application", *Foundations of Control Engineering* 12(1), pp. 45-67.
- [46] Zopounidis, C. (1998) "Operational Tools in the Management of Financial Risks," *Kluwer Academic Publishers*, Dordrecht.
- [47] Zopounidis, C. and Doumpos, M. (1997) "A multicriteria decision aid methodology for the assessment of country risk", *European Research on Management and Business Economics* 3(3), pp. 13-33.
- [48] Zopounidis, C. and Doumpos, M. (1999) "A multicriteria decision aid methodology for sorting decision problems: The case of financial distress", *Computational Economics* 14(3), pp. 197-218.
- [49] Zopounidis, C. and Slowinski, R. (1995) "Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 4, 27-41.
- [50] Zopounidis, C., Matsatsinis, N. F. and Doumpos, M. (1996), *Developing a multicriteria knowledge-based decision support system for the assessment of corporate performance and viability: The FINEVA system*, *Fuzzy Economic Review* 1, 2, 35-53.
- [51] Βρανάς, Α. Σ. (1990), *Υποδείγματα Πιθανότητας για την πρόγνωση της Οικονομικής Αποτυχίας*, *Σπουδαι* 41/4, 431-448.
- [52] Δούμπος και Ζοπουνίδης (2001), *Πολυκριτήριες Τεχνικές Ταξινόμησης*, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα.
- [53] Δούμπος και Ζοπουνίδης (2001), *Πολυκριτήριες Τεχνικές Ταξινόμησης*, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα.
- [54] Σπηλιανάκη Ελένη (1998), *Πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων με τη βοήθεια των νευρωνικών δικτύων*, Διπλωματική Εργασία, Πολυτεχνείο Κρήτης, Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Χανιά..

- [55] Σπηλιανάκη Ελένη (1998), *Πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων με τη βοήθεια των νευρωνικών δικτύων*, Διπλωματική Εργασία, Πολυτεχνείο Κρήτης, Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Χανιά.