

**ΤΕΙ ΠΑΤΡΑΣ**  
**ΣΧΟΛΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ**  
**ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ**

**ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΩΝ**  
**ΚΙΝΔΥΝΩΝ**

**ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ ΣΠΟΥΔΑΣΤΩΝ**  
**ΟΙΚΟΝΟΜΟΥ ΘΕΟΔΩΡΟΣ**  
**ΚΑΡΑΧΟΤΖΙΤΗΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ**  
**ΤΣΩΛΟΣ ΗΛΙΑΣ**

**ΕΠΟΠΤΕΥΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ**  
**ΚΩΤΣΙΑΝΤΗΣ ΣΩΤΗΡΙΟΣ**

**ΠΑΤΡΑ-2009**

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

.....σελ.

### ΘΕΜΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

<b>1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b>	<b>5</b>
<b>ΔΑΝΕΙΟΔΟΤΗΣΗ</b>	<b>6</b>
<b>ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΣ ΚΙΝΔΥΝΟΣ</b>	<b>7</b>
<b>ΠΙΣΤΩΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ</b>	<b>7</b>
<b>2. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ</b>	
<b>2.1 ΧΡΗΣΙΜΟΤΗΤΑ ΜΟΝΤΕΛΩΝ</b>	<b>10</b>
<b>2.2 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ</b>	<b>11</b>
<b>2.3 ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ</b>	<b>12</b>
<b>2.4 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΚΑΙ ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ</b>	<b>14</b>
<b>2.5 ΟΡΙΣΜΟΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ</b>	<b>15</b>
<b>2.6 ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ</b>	
<b>ΠΟΛΥΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ</b>	<b>16</b>
<b>2.7 ΣΧΕΣΕΙΣ ΜΑΤΕΞΥ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ</b>	<b>21</b>
<b>2.8 ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΑΝΑΦΟΡΑ ΣΤΙΣ ΜΕΛΕΤΕΣ ΤΟΥ</b>	
<b>ΠΑΡΕΛΘΟΝΤΟΣ</b>	<b>23</b>
<b>2.9 ΑΝΑΛΥΤΙΚΗ ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΕΜΠΕΙΡΙΚΩΝ ΜΕΛΕΤΩΝ</b>	<b>26</b>
<b>2.10 ΤΑ ΤΕΣΤ ΠΟΥ ΕΓΙΝΑΝ</b>	<b>31</b>
<b>2.11 ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΕΣ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ</b>	<b>35</b>
<b>2.12 ΙΔΙΑΙΤΕΡΟΤΗΤΕΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ</b>	<b>48</b>
<b>3. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΕΜΠΕΙΡΙΚΟΣ ΕΛΕΓΧΟΣ</b>	
<b>3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b>	<b>54</b>
<b>3.2 ΟΡΙΣΜΟΣ</b>	<b>55</b>
<b>3.3 ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΗΣΗ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ</b>	<b>56</b>

3.4 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΜΟΝΤΕΛΩΝ	60
3.5 ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	68
3.6 ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ	78
4. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ SPSS	
4.1 ΑΝΟΙΓΟΝΤΑΣ ΤΟ SPSS	81
4.2 ΤΑ ΠΑΡΑΘΥΡΙΑ ΤΟΥ SPSS	82
4.3 Η ΕΠΙΛΟΓΗ DATA	84
Η ΕΠΙΛΟΓΗ SELECT CASES	
4.4 Η ΕΠΙΛΟΓΗ TRANSFORM	85
4.5 Η ΕΠΙΛΟΓΗ ANALYZE	86
4.6 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΠΕΡΙΓΡΑΦΙΚΑ ΜΕΤΡΑ	89
4.7 ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑΤΑ	91
4.8 ΚΥΚΛΙΚΑ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ	94
4.9 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ ΔΙΑΣΠΟΡΑΣ	94
4.10 ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ	95
4.11 ΕΠΙΛΟΓΟΣ ΣΤΟ SPSS	97
5. ΤΟ ΠΑΚΕΤΟ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ E-VIEWS	
5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	98
5.2 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΣΤΟ E-VIEWS	99
5.3 ΤΟ ΜΕΝΟΥ FILE	99
5.4 ΑΝΑΓΝΩΣΗ ΚΑΙ ΒΑΣΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ	
ΖΗΤΗΣΗΣ	100
5.5 Η ΕΠΙΛΟΓΗ VIEW	101
5.6 ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ ΤΟΥ WORKFILE	102
5.7 ΤΡΟΠΟΠΟΙΗΣΗ & ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ ΓΡΑΦΙΚΩΝ	102
5.8 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΟΙ ΕΛΕΓΧΟΙ ΥΠΟΘΕΣΕΩΝ	103
5.9 ΕΠΙΛΟΓΟΣ ΣΤΟ E-VIEWS	105

<b>6. ΕΠΙΛΟΓΟΣ</b>	<b>106</b>
<b>7. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ</b>	<b>108</b>

## ΘΕΜΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Στη συγκεκριμένη εργασία σκοπεύουμε να αχοληθούμε, κυρίως με τα μοντέλα που αναλύουν, προλαβαίνουν και βοηθούν στην επίλυση προβλημάτων κυρίως όσων αφορά τα οικονομικής φύσεως θέματα, κάθε επιχείρησης. Αφού ξεκινήσουμε με το θεωρητικό μέρος, στη συνέχεια θα δούμε και το πρακτικό μέρος της εργασίας δηλαδή το πώς χρησιμοποιούνται τα μοντέλα μέσα στις επιχειρήσεις. Αυτά τα μοντέλα λέγονται, μοντέλα αξιολόγησης πιστωτικών κινδύνων και είναι πολύ σημαντικά για μια επιχείρηση, καθώς η γνώση τους όπως και η εξέτασή τους προλαβαίνει και επιλύει πολλά και σημαντικά προβλήματα για την δράση της επιχείρησης και το μέλλον της. Πολλοί ερευνητές ασχολήθηκαν με ένα τόσο σημαντικό θέμα, το οποίο όμως είναι ακόμη ανοιχτό και προσφέρεται και για μελλοντικές αναλύσεις.

Στην εργασία μας, ακολουθούμε τα παραδείγματα που είχαν υπ' όψιν τους οι περισσότεροι ερευνητές που ασχολήθηκαν με το ζήτημα μέσα από εμπειρικές μελέτες του παρελθόντος. Δηλαδή το μέγεθος των δειγμάτων που έλαβαν, τα δεδομένα και τις τεχνικές που ακολούθησαν, μέχρι να φτάσουν στο επιθυμητό αποτέλεσμα.

Τα μοντέλα που θα ασχοληθούμε κυρίως είναι το probit, το logit και η MDA(MULTIPLE DISCRIMINANT ANALYSIS). Επίσης θα αναλύσουμε και τις πρακτικές που έγιναν για την αναπτυξή τους, όπως και τα συστήματα που ακολουθήθηκαν για να αναπτυχθούν. Αυτά τα συστήματα ήταν το E-views για το probit και το logit και το μοντέλο SPSS 15 για την MDA.

## 1.ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η πτυχιακή αυτή εργασία έχει ως αντικείμενο μελέτης τα μοντέλα αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου. Κρίνουμε όμως σκόπιμο πριν εξετάσουμε αναλυτικά το θέμα μας , να κάνουμε μια εισαγωγή εξετάζοντας αρχικά κάποιους ορισμούς που είναι λέξεις-κλειδιά για την κατανόηση του θέματος μας. Αυτοί οι ορισμοί κατά σειρά είναι:

α)δανειοδότηση(πίστωση)

β)πιστωτικός κίνδυνος

γ)πιστωτική ανάλυση

### 1.Α) ΔΑΝΕΙΟΔΟΤΗΣΗ (ΠΙΣΤΩΣΗ)

Από την αρχαιότητα κιόλας , η δανειοδότηση η αλλιώς πίστωση εμφανίζεται ως πρωταρχική οικονομική ανάγκη της ανθρωπότητας και αποτελεί από τότε έως σήμερα τη δύναμη για την ανάπτυξη της τεχνολογίας και της οικονομίας . Η δανειοδότηση δηλαδή για την ακρίβεια είναι η δυνατότητα ενός ατόμου να παρέχει οικονομική διευκόλυνση σε έναν συναλλασσόμενο, για συμφωνημένο χρονικό διάστημα. Μια διαδικασία δανειοδότησης, συνήθως αναπτύσσεται σε τέσσερα στάδια τα οποία είναι:

α)η αίτηση δανειοδότησης

β)η ανάλυση της οικονομικής κατάστασης των πελατών

γ)η τιμολόγηση και δόμηση του δανείου

δ)η αποπληρωμή του δανείου

## 1.Β) ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΣ ΚΙΝΔΥΝΟΣ

Ο πιστωτικός κίνδυνος αποτελεί την αρχαιότερη μορφή κινδύνου στα πλαίσια των οικονομικών αγορών. Άρα λοιπόν ο πιστωτικός κίνδυνος συνιστάται στην περίπτωση όπου ένα συγκεκριμένο ποσό, το οποίο προσδοκά μια επιχείρηση να αποκτήσει, δεν αποκτηθεί. Ο πιστωτικός κίνδυνος μπορεί να γίνει κατανοητός με τον όρο credit scoring. Credit scoring καλούνται οι τεχνικές που βοηθούν μια επιχείρηση να αποφασίσει αν θα χορηγήσει πίστωση σε κάποιον νέο υποψήφιο. Δηλαδή οι credit scoring τεχνικές αξιολογούν το κίνδυνο του δανεισμού για ένα συγκεκριμένο καταναλωτή (credit scoring retail bankink portfolio 2002-2003 konstantinos kotsis).

Η προέλευση του πιστωτικού κινδύνου είναι τόσο παλιά όσο και αντίστοιχα αυτή της δανειοδότησης. Χρονολογείται τουλάχιστον από την εποχή των αρχαίων Αιγυπτίων. Παρομοίως όπως και τότε έτσι και σήμερα υπάρχει πάντα το στοιχείο της αβεβαιότητας για το κατά πόσο ένας συγκεκριμένος δανειστής θα αποδειχτεί σωστός στην αποπληρωμή ενός δανείου με το οποίο θα τον έχει χορηγήσει η επιχείρηση.

## 1.Γ) ΠΙΣΤΩΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Μία σύγχρονη πιστωτική ανάλυση αναπτύσσεται σε δύο βασικά στάδια:

α) ποιοτική ανάλυση

β) ποσοτική ανάλυση

Σκοπός της πρώτης είναι η ανίχνευση και κατανόηση της συγκριτικής θέσης της επιχείρησης στην αγορά εργασίας, των ανταγωνιστικών πιέσεων που δέχεται, της δυσκολίας εισόδου στον κλάδο της, του επιπέδου τεχνολογικής εξέλιξης που μπορεί να επιτύχει, της νοοτροπίας και της κουλτούρας που

διέπουν τη συγκεκριμένη επιχείρηση καθώς και των προσόντων και ικανοτήτων των βασικών στελεχών της.

Σκοπός της δεύτερης είναι η απόσπαση από τις οικονομικές καταστάσεις σημαντικών πληροφοριών κυρίως για τις μεταβολές των πραγματικών ροών καθώς και η εξαγωγή ειδικών χρηματοοικονομικών δεικτών.

Αφού λοιπόν παραπάνω αναλύσαμε με προσοχή τους σημαντικούς ορισμούς της δανειοδότησης, του πιστωτικού κινδύνου καθώς και της πιστωτικής ανάλυσης ήμαστε έτοιμοι να περάσουμε στο κυρίως θέμα της εργασίας μας η οποία αφορά όπως προείπαμε τα μοντέλα αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου, όπως και της χρησιμότητάς τους σε κάθε επιχείρηση.

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να επενθυμίσουμε τον ακριβή ορισμό της έννοιας επιχείρησης. Με τον όρο επιχείρηση εκφράζουμε εκείνη την οικονομική μονάδα στην οποία συνδυάζονται οι συντελεστές της παραγωγής για την παραγωγή υλικών αγαθών και της παροχής υπηρεσιών για την ικανοποίηση ανθρωπίνων αναγκών με στόχο την πραγματοποίηση του μέγιστου δυνατού κέρδους. Με τον όρο οικονομική μονάδα ( ή οικονομικό οργανισμό ) καλούμε τη μονάδα ή τον οργανισμό εκείνο που συγκεντρώνει τους συντελεστές της παραγωγής (εργασία , κεφάλαιο , έδαφος ) , με σκοπό την παραγωγή υλικών αγαθών και την παροχή υπηρεσιών προς κάλυψη των ανθρωπίνων αναγκών. Οι οικονομικές μονάδες διακρίνονται σε διάφορες κατηγορίες . Έτσι ανάλογα με το ποιος είναι ο φορέας διακρίνονται σε ιδιωτικές και δημόσιες. Επίσης ανάλογα με το περιεχόμενο της δράσης τους διακρίνονται σε οικονομικές μονάδες κοινωφελούς χαρακτήρα και οικονομικές μονάδες κερδοσκοπικού χαρακτήρα. Ο πιστωτικός κίνδυνος , που μας αφορά συναντάται κυρίως στις οικονομικές μονάδες κερδοσκοπικού χαρακτήρα.

Αυτό που κρατάμε ως γενικότερο συμπέρασμα από όλα όσα αναλύσαμε παραπάνω είναι η εξήγηση του τι είναι πιστωτικός κίνδυνος για μια εταιρεία. Πιστωτικός κίνδυνος έγκειται ακριβώς στο γεγονός μια επιχείρηση να μην μπορέσει να ξεπληρώσει τις πιστωτικές της υποχρεώσεις. Στην κάθε επιχείρηση



αναπτύσσεται μια δραστηριότητα με αντικειμενικό σκοπό την επιδίωξη του κέρδους , αλλά με κίνδυνο των πιστώσεων της επιχείρησης και του ίδιου του επιχειρηματία. Ο κίνδυνος αυτός δικαιολογεί την προσπάθεια του επιχειρηματία να μπορέσει να επιτύχει πλεόνασμα μεγαλύτερο της συνήθους αμοιβής υπηρεσιών.

## 2.ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Υπάρχουν τουλάχιστον τέσσερις μεθοδολογικές προσεγγίσεις για την ανάπτυξη πολυμεταβλητών μοντέλων πιστωτικού κινδύνου. Τα τέσσερα πιο συγκεκριμένα μοντέλα είναι τα εξής:

α)linear probability model

β)logit model

γ)probit model

δ)discriminant analysis model

Πριν προχωρήσουμε σε μια αναλυτικότερη προσέγγιση καθενός από τα συγκεκριμένα μοντέλα αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου θα αναφερθούμε στην χρησιμότητά τους, τον τρόπο κατασκευής τους καθώς και στις τεχνικές που χρησιμοποιούνται για καθένα από αυτά

### 2.1 ΧΡΗΣΙΜΟΤΗΤΑ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

Τα μοντέλα που εξετάζουμε εμείς , δηλαδή τα μοντέλα αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου, αποτελούν στην ουσία το σύνολο ανθρωπίνων γνώσεων, εμπειριών καθώς και πειραμάτων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ερμηνεία του τρόπου με τον οποίο συμπεριφέρονται οι άνθρωποι καθώς και του τρόπου με τον οποίο λειτουργούν τα πράγματα. Κάθε μοντέλο και εργαλείο είναι ένα γέννημα ανθρώπινης κυρίως διάνοησης που έχει καταφέρει να βάλει σε μοντέλα τον ανθρώπινο κόσμο μέσω μιας συγκεκριμένης ομάδας μεταβλητών και κάτω από κάποιους συγκεκριμένους περιορισμούς. Ένα συγκεκριμένο μοντέλο μπορεί να μας βοηθήσει έτσι ώστε να κατανοήσουμε ένα

φαινόμενο και κατά συνέπεια και την αξιοποίησή του. Τα μοντέλα που εξετάζουμε εμείς ,δηλαδή μοντέλα αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου, δεν αποτελούν εξαίρεση σε αυτόν τον κανόνα. Με αυτά τα μοντέλα αναζητά μια επιχείρηση απαντήσεις σε συγκεκριμένα ερωτήματα όπως είναι, οι υποθέσεις που θα γίνουν για το μέλλον, ποια η αξία ενός συγκεκριμένου δανείου, καθώς και ο κίνδυνος οι συμφωνημένες ταμειακές ροές να μην πραγματοποιηθούν.

Εξετάσαμε, λοιπόν την χρησιμότητα των μοντέλων αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου καθώς και των ερωτήσεων που προσπαθούν να απαντηθούν μέσω αυτών των μοντέλων από μια επιχείρηση.

## 2.2 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Για να καταφέρουμε να κατασκευάσουμε ένα συγκεκριμένο μοντέλο αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου απαιτείται η αρωγή και η χρήση πολλών ξεχωριστών συστατικών στοιχείων.

Πρώτα πρέπει να καθοριστούν οι μεταβλητές που θα προσδιορίσουν και πιθανώς θα καθορίσουν τον πιστωτικό κίνδυνο. Στη συνέχεια θα πρέπει να τεθούν οι σχέσεις που θα συνδέουν αυτές τις μεταβλητές αφού χρησιμοποιηθεί το κατάλληλο θεωρητικό υπόβαθρο που υπάρχει στη διάθεση κάθε επιχείρησης. Κατόπιν θα πρέπει απαραίτητα να υπάρχει μια ομάδα δεδομένων αφού όπως είναι φυσικό κανένα μοντέλο δεν μπορεί να δημιουργηθεί από μόνο του ή στο κενό. Πολλές φορές τυχαίνει μάλιστα να υπάρχουν μοντέλα που οι σχέσεις που δημιουργήθηκαν στηρίχτηκαν μόνο με βάση τα υπάρχοντα δεδομένα καθώς δεν υπήρχε το κατάλληλο θεωρητικό υπόβαθρο. Τέλος ,η επιχείρηση θα πρέπει να διενεργήσει μια σειρά από διάφορα τεστ ,ώστε να βεβαιωθεί ότι το μοντέλο που δημιούργησε λειτουργεί όπως αναμενόταν (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002).

## 2.3 ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ

Καταρχήν θα πούμε περιληπτικά ποιες είναι αυτές οι τεχνικές και στη συνέχεια θα τις περιγράψουμε αναλυτικά. Αυτές οι τεχνικές είναι λοιπόν οι εξής:

- 1) Οικονομετρικές τεχνικές
- 2) Neural Networks
- 3) Μοντέλα βελτιστοποίησης (Optimization models)
- 4) Rule-based or expert systems
- 5) Hybrid systems using direct computation, estimation and simulation

Τώρα θα αναφερθούμε αναλυτικά σε καθεμία από αυτές τις τεχνικές.

### 2.3.1 ΟΙΚΟΝΟΜΕΤΡΙΚΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ

Εδώ αναφερόμαστε στην linear και multiple discriminant analysis, στην πολλαπλή παλινδρόμηση (multiple regression) καθώς επίσης και στις logit analysis και probit analysis. Όλες αυτές οι τεχνικές στις οποίες αναφερθήκαμε μοντελοποιούν την πιθανότητα μη αποπληρωμής του δανείου σαν μια εξαρτημένη μεταβλητή, της οποίας η διακύμανση μπορεί να ερμηνευτεί από μια ομάδα ανεξάρτητων μεταβλητών. Αυτές οι ανεξάρτητες μεταβλητές περιέχουν κάποιους συγκεκριμένους χρηματοοικονομικούς δείκτες καθώς και κάποιες άλλες εξωτερικές μεταβλητές που χρησιμοποιούνται για την μέτρηση των οικονομικών συνθηκών (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002).

### 2.3.2 NEURAL NETWORKS

Είναι τα συστήματα που βασίζονται στην πληροφορική και έχουν ως σκοπό να μιμηθούν τις λειτουργίες του ανθρώπινου εγκεφάλου , κυρίως των νευρώνων του που αποτελούν τις μικρότερες μονάδες λήψης αποφάσεων. Καταλήγουν στο μοντέλο λήψης αποφάσεων με εναλλακτικές εφαρμογές της μεθόδου δοκιμής σωστού και λάθους , χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα με τις οικονομετρικές μεθόδους .

### 2.3.3 ΜΟΝΤΕΛΑ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ (OPTIMIZATION MODELS)

Είναι μαθηματικές τεχνικές προγραμματισμού τις οποίες χρησιμοποιεί και επεξεργάζεται η επιχείρηση ώστε να μπορέσει να ανακαλύψει τους μέγιστους συντελεστές στάθμισης για τον δανειζόμενο και το δάνειο ενώ ταυτόχρονα ελαχιστοποιούν το λάθος του κάθε δανειστή και προσπαθούν να μεγιστοποιήσουν τα κέρδη .

### 2.3.4 RULE- BASED OR EXPERT SYSTEMS

Αναφερόμαστε σε κάποιες συγκεκριμένες τεχνικές οι οποίες, προσπαθούν να μιμηθούν με έναν δομημένο τρόπο την διαδικασία που ακολουθεί ένας έμπειρος αναλυτής έτσι ώστε να καταφέρει να φτάσει στην

πιστωτική ανάλυση που χρειάζεται η επιχείρηση για να προχωρήσει στην κατασκευή ενός συγκεκριμένου μοντέλου.

### 2.3.5 HYBRID SYSTEMS USING DIRECT COMPUTATION, ESTIMATION AND SIMULATION

Η επιχείρηση δημιουργεί τη συγκεκριμένη τεχνική, από μια άμεση αιτιώδη σχέση, τις παραμέτρους της οποίας μπορεί να τους καθορίσει η κάθε επιχείρηση με estimation techniques.

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι το λεγόμενο μοντέλο KMV, το οποίο χρησιμοποιεί την θεωρία των options για να ερμηνεύσει την αποτυχία αποπληρωμής (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002).

## 2.4 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΚΑΙ ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ

Πολλές είναι οι εφαρμογές στις οποίες γίνεται χρήση των μοντέλων πιστωτικού κινδύνου. Μερικές από αυτές είναι:

- Η έγκριση και η τιμολόγηση των δανείων
- Η ταξινόμηση και η κατάταξη των χειρογράφων ή εταιρειών σύμφωνα με τον πιστωτικό τους κίνδυνο (credit rating).
- Η έγκαιρη προειδοποίηση σε περίπτωση προβλήματος
- Η επιλογή της κατάλληλης στρατηγικής και αντιμετώπισης του εκάστοτε χρεώστη.

Τα πλεονεκτήματα των συγκεκριμένων μοντέλων είναι αρκετά σημαντικά. Στη σημερινή αγορά, όπου τα περιθώρια είναι περιορισμένα και οι

επιχειρήσεις πιέζονται να επιτύχουν όσο το δυνατόν χαμηλότερο κόστος , οι χρηστές των μοντέλων αποκτούν ανταγωνιστικό πλεονέκτημα. Επίσης έναν μεγάλο και χρήσιμο βαθμό αντικειμενικότητας αποκτούν , μέσω των ποσοτικών μοντέλων τα χρηματοοικονομικά ιδρύματα που διακρίνονται από μια μεγάλη ποικιλία εκθέσεων σε κίνδυνο .

## 2.5 ΟΡΙΣΜΟΙ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Δυο είναι οι ορισμοί των μοντέλων πιστωτικού κινδύνου.

- Μονομεταβλητά μοντέλα
- Πολυμεταβλητά μοντέλα

Στα μονομεταβλητά μοντέλα οι δείκτες – κλειδιά αποτελούν για τον αναλυτή σημείο σύγκρισης του δανειστή με αντίστοιχους του κλάδου. Στα πολυμεταβλητά μοντέλα ο συνδυασμός των δεικτών - κλειδιών παράγει ένα βαθμό πιστωτικού κινδύνου ή ένα ποσοστό πιθανότητας μη αποπληρωμής. Αν οι συγκεκριμένες παράμετροι υπερβούν την αξία μιας κριτικής τιμής ο υποψήφιος δανειζόμενος απορρίπτεται ή τίθεται υπό έλεγχο.

Η ανάπτυξη των πολυμεταβλητών μοντέλων επιτυγχάνεται με τέσσερις τουλάχιστον μεθόδους οι οποίες είναι:

- **το linear probability model**
- **το discriminant analysis model**
- **το probit model**
- **το logit model**

## 2.6 ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΠΟΛΥΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

### 2.6.1) LINEAR PROBABILITY MODEL

Μορφή μοντέλου:  $\mathbf{y}_i = \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}_i + \mathbf{u}_i$  όπου  $E(\mathbf{u}_i) = 0$  και  $E(\mathbf{y}_i / \mathbf{x}_i) = \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}_i$

Κατάληξη αλγεβρικών πράξεων είναι η ακόλουθη εξίσωση:

$$\mathbf{Var}(\mathbf{u}_i) = \mathbf{E}(\mathbf{y}_i)[\mathbf{1} - \mathbf{E}(\mathbf{y}_i)]$$

Με τον όρο linear probability model δηλώνεται ένα μοντέλο παλινδρόμησης στο οποίο στην περίπτωση του πιστωτικού κινδύνου, η εξαρτημένη μεταβλητή  $y$  είναι μια μεταβλητή τιμή όπου παίρνει την τιμή 0 όταν η εταιρία βρίσκεται σε κατάσταση χρεοκοπίας και την τιμή 1 αν συνεχίσει να επιβιώνει.

Το  $\mathbf{u}_i$  εξαρτάται από τις τιμές του  $\mathbf{y}_i$  και εξαιτίας αυτού ο εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων (Ordinary Least Squares estimator) του  $\boldsymbol{\beta}$  δεν είναι ικανός (efficient).

Τα κατάλοιπα  $\mathbf{u}_i$  δεν παρουσιάζουν κανονική κατανομή και γι' αυτό η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων δεν είναι πλήρως αποτελεσματική. Επίσης σημαντικό μειονέκτημα της συγκεκριμένης μεθόδου είναι ότι δεσμευμένη πιθανότητα να συμβεί το γεγονός μπορεί πρακτικά να βγει εκτός των ορίων **(0,1)**.

Συνοπτικά τα σημαντικότερα μειονεκτήματα του linear probability model είναι τα εξής:

- a) Ετεροσκεδαστικότητα ( $\boldsymbol{\beta}$  όχι ικανός εκτιμητής)
- b) Μη κανονική κατανομή των καταλοίπων (όχι αποτελεσματική μέθοδος)
- c)  $\mathbf{E}(\mathbf{y}_i / \mathbf{x}_i)$  μπορεί να βγει εκτός ορίων (0,1)

Το linear probability model παρουσιάζει επίσης δύο σημαντικά πλεονεκτήματα:

- a) Σχέση του μοντέλου με την **linear discriminant function**.

Τα F-tests με τα οποία ελέγχουμε αν υπάρχουν διαφορές μεταξύ των δύο γκρουπ καθώς και τα t-tests με τα οποία ελέγχουμε το  $\lambda_i = 0$  στην linear



discriminant function και  $\beta_i = 0$  στο linear probability έχουν την ίδια μορφή.

- b) Το linear probability model με πολλαπλές παρατηρήσεις, μεγάλο δείγμα και με το  $p_i \neq 1$  ή  $0$  γίνεται καλύτερο, λόγω ότι το μεγάλο δείγμα μας δίνει την δυνατότητα αντί της ordinary least squares method να χρησιμοποιήσουμε την weighted least squares method η οποία ουσιαστικά χρησιμοποιεί την minimum chi-square method βελτιώνοντας τον εκτιμητή για το  $\beta$ . (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

## 2.6.2) DISCRIMINANT ANALYSIS

Η μορφή της discriminant analysis είναι:

$$y = \lambda_1\chi_1 + \lambda_2\chi_2 + \lambda_3\chi_3 + \dots + \lambda_k\chi_k$$

Οι υποθέσεις στις οποίες βασίζεται η μέθοδος είναι οι εξής:

- Οι  $f_1(x)$  και  $f_2(x)$  είναι πολυμεταβλητές κανονικές.
- Οι πίνακες συνδιακυμάνσεων ( $\Sigma_1 = \Sigma_2$ ) είναι ίσοι. Αν είναι άνισοι ( $\Sigma_1 \neq \Sigma_2$ ) η discriminant function δεν είναι γραμμική.
- Οι prior probabilities  $\mathbf{p}_1$  και  $\mathbf{p}_2$  (οι αναλογίες των γκρουπ  $\pi_1$  και  $\pi_2$  μέσα στον πληθυσμό) είναι γνωστές.
- Οι μέσοι  $\mu_1$  και  $\mu_2$  των  $\chi$  μέσα στα γκρουπ και ο πίνακας συνδιακυμάνσεων  $\Sigma$  είναι γνωστά.

Στη συγκεκριμένη μέθοδο προσπαθούμε να βρούμε μια γραμμική συνάρτηση  $\lambda'x$  με επεξηγηματικές μεταβλητές  $\mathbf{k}$ , από την οποία να προκύπτει ο καλύτερος διαχωρισμός ανάμεσα σε δύο γκρουπ αντιστοιχισμένα σε  $y=0$  &  $y=1$ . Η διακύμανση του  $\lambda'x$  ανάμεσα στα δύο γκρουπ πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μεγαλύτερη σε σχέση με την διακύμανση μέσα σε κάθε γκρουπ έτσι ώστε να γίνεται ακριβέστερη η κατάταξη. Στον πιστωτικό κίνδυνο ελέγχουμε αν η

εταιρία ανήκει στις υγιείς επιχειρήσεις (1<sup>ο</sup> γκρουπ) ή στις χρεοκοπημένες επιχειρήσεις (2<sup>ο</sup> γκρουπ).

Για να είναι ακριβής ο διαχωρισμός, η διακύμανση ανάμεσα στα δύο γκρουπ θα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μεγαλύτερη, δηλαδή τα χαρακτηριστικά των εταιριών που ανήκουν στο 1<sup>ο</sup> γκρουπ θα πρέπει να διαφέρουν από τα χαρακτηριστικά εκείνων που ανήκουν στο 2<sup>ο</sup> γκρουπ. Αντίθετα η διακύμανση μέσα σε κάθε γκρουπ θα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μικρότερη, έτσι ώστε το γκρουπ να είναι ομοιόμορφο, άρα τα χαρακτηριστικά των εταιριών που ανήκουν στο ίδιο γκρουπ θα πρέπει να είναι πανομοιότυπα.

Συμπέρασμα των παραπάνω είναι ότι η discriminant analysis προσπαθεί να αντιμετωπίσει το πρόβλημα της κατάταξης ενός ατόμου σε έναν από τους δυο πληθυσμούς  $\pi_1$  και  $\pi_2$  που βασίζονται σε ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών  $\chi = (\chi_1, \chi_2, \chi_3, \dots, \chi_k)$ .

Για παράδειγμα στην περίπτωση του πιστωτικού κινδύνου η discriminant analysis αναζητά μια γραμμική συνάρτηση που να διαχωρίζει δύο ομάδες κατάταξης δανειζομένων, την ομάδα αποπληρωμής και την ομάδα μη αποπληρωμής.

### **Πλεονεκτήματα Discriminant Analysis**

- a) Λαμβάνει υπόψη συνολικά τα χαρακτηριστικά που είναι κοινά για τις εταιρίες και την μεταξύ τους επίδραση.
- b) Μειώνει τις διαστάσεις του χώρου του αναλυτή, δηλαδή αναλύει μόνο το z (discriminant score) και όχι έναν-έναν τους δείκτες.
- c) Αναλύει ταυτόχρονα και όχι διαδοχικά το profile των μεταβλητών της κάθε εταιρίας.

## Μειονεκτήματα Discriminant Analysis

- a) Παρουσιάζει μειωμένη ακρίβεια σε μεγάλο δείγμα, λόγω πολλών εισερχόμενων περιπτώσεων. Έχει την δυνατότητα να συγκρίνει μόνο ανάμεσα σε εταιρίες healthy και unsound. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### 2.6.3) PROBIT & LOGIT MODEL

Το 1964 ο Goldberger εισήγαγε μια νέα έννοια για τα πιστωτικά μοντέλα η οποία ονομάστηκε probit analysis. Στη συγκεκριμένη εναλλακτική προσέγγιση πρέπει να υποθέσουμε ότι υπάρχει μια response variable  $y_i^*$ . Η συγκεκριμένη response variable ορίζεται από την παρακάτω παλινδρομική συνάρτηση:

$$Y_i^* = \beta'x_i + u_i$$

Βέβαια αυτή η συγκεκριμένη response variable  $y_i^*$  δεν είναι παραρτήσιμη. Αυτό που παρατηρείται είναι μια dummy variable  $y$  την οποία μπορούμε να την ορίσουμε ως εξής:

$$Y=1 \text{ αν } y_i^* > 0 \text{ αλλιώς}$$

$$Y=0$$

Στη συνάρτηση που αναφέραμε παραπάνω το  $\beta'x_i$  δεν είναι ίσο με  $E(y_i / x_i)$  όπως είδαμε πιο πάνω στο linear probability model αλλά είναι ίσο με  $E(y_i^* / x_i)$

Για να μπορέσουμε να βρούμε το  $\beta$  πρέπει πρώτα να υπολογίσουμε την συνάρτηση πιθανοφάνειας (Likelihood function) η οποία έχει τον συγκεκριμένο τύπο:

$$L = \prod F(-\beta'x_i) \prod [1 - F(-\beta'x_i)]$$

Η λειτουργική μορφή για την F συνήθως εξαρτάται από τις υποθέσεις που γίνονται για τα  $u_i$ . Αν η αθροιστική κατανομή για τα  $u_i$  είναι logistic προκύπτει το logit model :

$$F(-\beta'x_i) = 1 / [1 + \exp(\beta'x_i)]$$

Η logit analysis είναι προγραμματισμένη έτσι ώστε να χρησιμοποιεί μια συγκεκριμένη ομάδα λογιστικών μεταβλητών σε μια προσπάθεια που κάνει για να καταφέρει να προβλέψει μια πιθανότητα αποτυχίας κάποιου δανειζόμενου να πληρώσει το δάνειο με την υπόθεση βέβαια ότι αυτή η πιθανότητα που κάνει μπορεί να κατανεμηθεί λογαριθμικά. Για παράδειγμα , δηλαδή, η αθροιστική πιθανότητα μη αποπληρωμής παίρνει κάποια λογαριθμική μορφή και είναι εξ ορισμού περιορισμένη να κυμαίνεται μεταξύ των τιμών 0 και 1

Αν κάνουμε την υπόθεση ότι τα  $u_i$  κατανέμονται κανονικά δηλαδή  $u_i \sim IN(0, \sigma^2)$ , τότε παίρνουμε το probit model :

$$F(-\beta x_i) = \int_{-\beta'x_i/\sigma}^{-\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\{-t^2/2\} dt$$

(ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

## 2.7 ΣΧΕΣΕΙΣ ΜΕΤΑΞΥ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Αφού αναλύσαμε και τους ορισμούς των μοντέλων αξιολόγησης πιστωτικών κινδύνων μπορούμε να περάσουμε στο επόμενο κεφάλαιο που αφορά τις σχέσεις μεταξύ των διαφόρων μοντέλων. Θα εξετάσουμε προσεκτικά και όσο γίνεται αναλυτικότερα τις διάφορες σχέσεις που διέπουν τα μοντέλα αξιολόγησης πιστωτικών κινδύνων μεταξύ τους.

### 2.7.1 ΣΧΕΣΗ ΜΕΤΑΞΥ LOGIT ΚΑΙ PROBIT

Αν εξεταστεί πιο προσεκτικά μπορούμε να δούμε πως σε σχέση με το probit , το logit έχει μια πιο απλή και κατανοητή μορφή , αφού όπως είδαμε και από τους ορισμούς που προηγήθηκαν δεν υπάρχουν ολοκληρώματα στον τύπο του. Βεβαίως αν αναλογιστούμε το γεγονός ότι η εποχή μας είναι πλέον η εποχή των υπολογιστών , προκύπτει το συμπέρασμα , πως οι υπολογισμοί μεγάλων και πολύπλοκων συναρτήσεων , οι οποίες περιέχουν ολοκληρώματα , δεν αποτελεί σημαντικό πρόβλημα .Επίσης με το ίδιο σκεπτικό καταλήγουμε και στο συμπέρασμα ότι δεν μπορεί πλέον να τεθεί πρόβλημα ή κάποιος περιορισμός στη χρήση κάποιου συγκεκριμένου μοντέλου( στη περίπτωση μας το probit).Άρα λοιπόν το συγκεκριμένο πλεονέκτημα για το logit έχει πλέον από ελάχιστη έως και καθόλου σημασία.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό και των δύο αυτών μοντέλων είναι ότι, όπως είδαμε , δεν μπορούν να πάρουν κάποιες άλλες τιμές πέραν του 0 και 1.

Καταλήγουμε ,λοιπόν , στο συμπέρασμα ότι στις πιο πολλές περιπτώσεις τα δύο μοντέλα , στα οποία αναφερόμαστε παράγουν σχεδόν τα ίδια αποτελέσματα .Αυτό μπορεί βέβαια να αλλάξει όπως είναι προφανές στην περίπτωση όπου υπάρχουν πολλές παρατηρήσεις στις tails ή όταν υπάρχουν πολύ μεγάλα δείγματα. Αυτό είναι πολύ εύκολο να εξηγηθεί καθώς η

αθροιστική κατανομή του probit όπως και η αντίστοιχη λογιστική κατανομή του logit μοιάζουν στην ουσία μεταξύ τους.

Παρόλαυτα όμως οι εκτιμητές του  $\beta$  και των δύο μεθόδων δεν μπορούν να είναι άμεσα συγκρίσιμοι μεταξύ τους. Αυτό γίνεται για τον λόγο του ότι επειδή η logistic distribution παρουσιάζει διακύμανση  $\pi^2/3$ , οι διάφοροι εκτιμητές του  $\beta$  που λαμβάνουμε από το logit model πρέπει βασικά να πολλαπλασιαστούν  $3^{1/2}/\pi$  για να μπορέσουν να γίνουν συγκρίσιμοι με τους εκτιμητές του probit. Ο οικονομολόγος Amemiya πρότεινε ότι οι εκτιμητές του logit θα έπρεπε να πολλαπλασιαστούν με  $1/\sqrt{3}$ ,  $\approx 0,577$  αντί του  $3^{1/2}/\pi$  ώστε να επιτευχθεί μεγαλύτερη προσέγγιση.

Αυτές ήταν οι κυριότερες σχέσεις μεταξύ logit και probit model καθώς και τα πλεονεκτήματα της μίας έναντι της άλλης.

## 2.7.2 ΣΧΕΣΗ ΜΕΤΑΞΥ LOGIT ΚΑΙ LINEAR PROBABILITY

Η σχέση μεταξύ των δύο αυτών μοντέλων έχει κυρίως να κάνει με την σύγκριση των εκτιμητών logit και linear probability οι οποίες αναλύθηκαν και αυτές όπως και οι προηγούμενες από τον Amemiya. Παρατηρήθηκε λοιπόν ότι οι εκτιμητές μεταξύ των δύο αυτών μοντέλων συνδέονται μεταξύ τους με τις παρακάτω σχέσεις:

1.  $\beta_{LP} \sim 0,25 \beta_L$  με την προϋπόθεση ότι δεν υπάρχει σταθερός όρος
2.  $\beta_{LP} \sim 0,25 \beta_L + 0,5$  αν υπάρχει σταθερός όρος

## 2.7.3 ΣΧΕΣΗ ΜΕΤΑΞΥ PROBIT ΚΑΙ LINEAR PROBABILITY

Παρομοίως όπως και οι δύο προηγούμενες σχέσεις αναλύθηκαν από τον Amemiya έτσι και αυτή. Άρα λοιπόν έχουμε :

- $\beta_P \sim 2,5\beta_{LP} + (c-1,25)$  όπου  $c =$  κάποιος σταθερός όρος.

#### 2.7.4 ΣΧΕΣΗ ΜΕΤΑΞΥ LOGIT ΚΑΙ DISCRIMINANT ANALYSIS

Αν οι ανεξάρτητες μεταβλητές κατανέμονται κανονικά ο εκτιμητής discriminated analysis είναι εκτιμητής μέγιστης πιθανοφάνειας και επομένως πιο αποτελεσματικός από τον εκτιμητή μέγιστης πιθανοφάνειας του logit ενώ αν οι μεταβλητές δεν κατανέμονται σωστά ο εκτιμητής μέγιστης πιθανοφάνειας του logit είναι πιο αποτελεσματικός άρα και πιο δυνατός. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

#### 2.8 ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΑΝΑΦΟΡΑ ΣΤΙΣ ΕΜΠΕΙΡΙΚΕΣ ΜΕΛΕΤΕΣ ΤΟΥ ΠΑΡΕΛΘΟΝΤΟΣ

Τις τελευταίες δεκαετίες έχουν γίνει πολλές μελέτες με θέμα την χρεοκοπία των εταιρειών .Η πρώτη απόπειρα έγινε στις Ηνωμένες Πολιτείες να χρησιμοποιηθούν διαθέσιμα στοιχεία με διάφορες στατιστικές τεχνικές για την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας από τον Beaver και Altman το 1967 και 1968 αντίστοιχα.

Ο Beaver ήταν ο πρώτος που μελέτησε τα χαρακτηριστικά αποτυχημένων εταιρειών σε σύγκριση με τα χαρακτηριστικά υγιών εταιρειών .Χρησιμοποιώντας μονομεταβλητές μεθόδους ανακάλυψε ότι με τους χρηματοοικονομικούς δείκτες μπορεί να γίνει πρόβλεψη της χρεοκοπίας εταιρειών ακόμη και 5 χρόνια νωρίτερα μελέτη μπορεί να θεωρηθεί πρωτοπόρος για το συγκεκριμένο αποτέλεσμα δίνοντας έναυσμα για την ερευνά νέας μελέτης.

Στη συνέχεια αυτής της ερευνάς έγινε αισθητό ότι η στήριξη προβλεπτικών μοντέλων χρεοκοπίας σε δείκτες ήταν πολύ απλή για να συλλάβει την στήριξη εταιρικής αποτυχίας. Αποτέλεσμα αυτής της παραδοχής είναι η εφαρμογή δυο σημαντικών στατιστικών τεχνικών ,της Multiple Discriminated Analysis και της

Regression Analysis από πολλούς ερευνητές για την πρόβλεψη επομένων χρεοκοπιών E.Altman ήταν ο πρώτος που χρησιμοποίησε την MDA μέθοδο δημιουργώντας έτσι ένα μοντέλο ως Altman score που αποδείχθηκε κατά 90% ακριβές σε υγιείς και μη υγιείς ένα χρόνο πριν από την αποτυχία. Εννιά χρόνια αργότερα οι Altman, Haldeman και Narayanan μελέτησαν την προβλεπτική ικανότητα ενός μοντέλου με 7 μεταβλητές. Το μοντέλο γνωστό ως ZETA model βελτιώνει το προηγούμενο μοντέλο του Altman με 5 μεταβλητές.

Ο Scott (1981) συγκρίνει πολλά από τα εμπειρικά μοντέλα και καταλήγει ότι το ZETA model είναι το πιο αξιόπιστο όσο αναφορά την χρεοκοπία εταιρειών.

Η MDA εφαρμόστηκε από τον Deakin(1972) ο οποίος βρήκε ότι τα μοντέλα του ήταν κατά 95% ακριβή τουλάχιστον 3 χρόνια πριν από την χρεοκοπία των εταιρειών.

Η Regression Analysis εφαρμόστηκε από τον Edmister(1971) ο οποίος πέτυχε αποτελέσματα υψηλής ακριβείας.

Οι δυο τεχνικές συγκρίθηκαν σε μια μελέτη του Collins(1980), όμως και οι δυο παρείχαν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Όταν χρησιμοποιήθηκαν στην ίδια ομάδα δεδομένων η MDA απέδιδε το ίδιο η και καλύτερα από την RA.

Ο MARTIN(1977) χρησιμοποίησε και την logit και την discriminant analysis προκειμένου να προβλέψει την χρεοκοπία τραπεζών την περίοδο 1975 -1976.

Ο West(1985) χρησιμοποίησε το logit model για να μετρήσει την χρηματοοικονομική κατάσταση πιστωτικών ιδρυμάτων.

Ο Lawrence(1992) εφάρμοσε το logit model για να προβλέψει την πιθανότητα μη αποπληρωμής στεγαστικών δανείων.

Σε άλλες χώρες η στατιστική μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε ήταν η MDA .Στην Ιαπωνία αρκετές μελέτες οδήγησαν σε υψηλής ακριβείας αποδόσεις που εφάρμοσαν την MDA μέθοδο. Κάποιες άλλες μελέτες που εφάρμοσαν την MDA ήταν του Von Strein στη Γερμανία, του Weibel στην Ελβετία, των Taffler , Tissaw και του Marais στην Αγγλία, του Bilderbeek στην Ολλανδία και των



Altman και Lavallee στον Καναδά. Σε αυτές τις μελέτες τα μοντέλα παρουσίασαν υψηλά ποσοστά επιτυχίας. Παρόμοιες μελέτες των Altman στη Γαλλία και των Castagna και Maltoscy στην Αυστραλία κατέληξαν σε μέτρια αποτελέσματα Regression Analysis δεν βρήκε εφαρμογή εκτός των Ηνωμένων Πολιτειών.

Την ίδια περίοδο έγιναν απόπειρες εφαρμογής διαφορετικών μοντέλων. Οι Wilcox, οι Sanyomero και Vinso βασίστηκαν σε μια άλλη θεωρία την gambler's ruin theory για την δημιουργία μοντέλων πιστωτικού κινδύνου. Το gambler's ruin model θεωρεί ότι ο παίχτης ξεκινά με ένα ορισμένο ποσό χρημάτων και κερδίζει 1 δολάριο με πιθανότητα  $\pi$  και πιθανότητα να χάσει  $1-\pi$ . Το παιχνίδι τελειώνει μέχρι ο παίχτης να χάσει όλα τα χρήματα θεωρία βασίζεται σε αυτό το απλό σενάριο. Επίσης έχουν αναπτυχθεί μαθηματικά της απόλυτης καταστροφής η ζημιάς και του απολύτου κέρδους τους. Στις χρηματοοικονομικές εφαρμογές ο παίκτης είναι η εταιρεία και η χρεοκοπία συμβαίνει όταν η καθαρή αξία πέσει στο μηδέν. Οι απόπειρες εφαρμογής του μοντέλου απέτυχαν λόγω της απλής μεθόδου για τον λόγο ότι οι ταμειακές ροές της επιχείρησης προέρχονται από μια σειρά ανεξαρτήτων δοκιμών.(ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

## 2.9 ΑΝΑΛΥΤΙΚΗ ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΕΜΠΕΙΡΙΚΩΝ ΜΕΛΕΤΩΝ

### 2.9. Α) UNIVARIANTE APPROACH / BEAVER 1966

Ο Beaver παρουσίασε την πρώτη μοντέρνα στατιστική εκτίμηση μοντέλων για την πρόβλεψη χρηματοοικονομικής αποτυχίας. Από 30 δείκτες που υπήρχαν ανακάλυψε ότι 3 δείκτες προβλέπουν την εταιρική αποτυχία οι οποίοι είναι οι δείκτες α) ταμειακές ροές/ σύνολο ενεργητικού b) καθαρά κέρδη /σύνολο υποχρεώσεων και c) ταμειακές ροές /σύνολο υποχρεώσεων. Η έρευνα που έκανε ο Beaver αποδεικνύει ότι οι χρηματοοικονομικοί δείκτες μπορούν να προβλέψουν την εταιρική αποτυχία. Αναφέρει το εξής: ότι για κάθε δείκτη βρήκε ένα cut off point (ένα όριο) όπου οι εταιρείες πάνω από το όριο να κατατάσσονται ως πιθανές μη αποτυχημένες και οι εταιρείες κάτω από το όριο να είναι ως πιθανές αποτυχημένες. Τα όρια προήλθαν από ένα αρχικό δείγμα αλλά χρησιμοποιήθηκαν για να κατατάξουν εταιρείες σε ένα δευτερογενές δείγμα. Αποδείχθηκε ότι 5 χρόνια πριν την αποτυχία μόνο το 22% εταιρειών κατατάσσονται λάθος από τον δείκτη ταμειακών ροών /σύνολο υποχρεώσεων.

### 2.9. Β) MDA

Λίγα χρόνια αργότερα άρχισε να γίνεται κατανοητό από νέους ερευνητές το αίσθημα πως η πρόβλεψη μοντέλων χρεοκοπίας μόνο με χρηματοοικονομικούς δείκτες παρά είναι απλό για να συλλάβει την πολυπλοκότητα της οικονομικής αποτυχίας. Αποτέλεσμα της παραπάνω παραδοχής η χρησιμοποίηση πολύπλοκων μεθόδων που στηρίζονταν σε δυναμικούς συνδυασμούς χρηματοοικονομικών δεικτών όπως η MDA ( Multiple discriminant analysis).

## 1) Altman Z-score 1968

Ο Edward Altman υπήρξε ο πρώτος που προσπάθησε να γεφυρώσει την ανάλυση με βάση χρηματοοικονομικούς δείκτες σε συνδυασμό με νέους τεχνικές μεθόδους για την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας εφαρμόζοντας την MDA μέθοδο Διαδικασία που ακολούθησε ήταν πρώτον να καθορίσει τα groups, να συγκεντρώσει στοιχεία για τις εταιρείες που ανήκουν και να σχηματίσει μια γραμμική συνάρτηση με βάση τα παραπάνω στοιχεία. Κατά αυτόν τον τρόπο διαμόρφωσε μια γραμμική συνάρτηση παλινδρόμησης, μια μορφή MDA που ονομάστηκε z-score. Το z-score είναι ένας δείκτης οικονομικής αδυναμίας που βασίζεται στους χρηματοοικονομικούς δείκτες εκείνους που σχετίζονται με την μη βιωσιμότητα των επιχειρήσεων. Το z-score δείχνει την συγκριτική θέση μιας εταιρείας ανάμεσα στις άλλες οδηγώντας σε αναγνώριση εταιρειών που χρίζουν ιδιαίτερη προσοχή γενική ιδέα του z-score βασίζεται σε ένα συνδυασμό από χρηματοοικονομικούς δείκτες ρευστότητας, κυκλοφορίας, ταμειακών ροών, μόχλευσης και τιμή μετοχής σε έναν μοναδικό δείκτη το z-score. Η διαδικασία που ακολούθησε ο Altman είχε ως εξής:

Δείγμα: Επέλεξε 66 κατασκευαστικές εταιρείες από τις οποίες οι 33 είναι χρεοκοπημένες και οι υπόλοιπες είναι υγιείς με εύρος για το μέγεθος ενεργητικού τους \$0,7-25,9m για τις πρώτες και \$1-25m για τις δεύτερες.

Χρονική Περίοδος: αφορά τις εταιρείες που χρεοκόπησαν την περίοδο 1946-1965 και οι ισολογισμοί ήταν 1ετους πριν από την κήρυξη σε χρεοκοπία.

ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ: Αρχικά οι χρηματοοικονομικοί δείκτες ήταν 22 χωρισμένοι σε 5 κατηγορίες ρευστότητας, αποδοτικότητας, μόχλευσης, βιωσιμότητας και δραστηριότητας. Από τους 22 επιλέχθηκαν 5 που συμβάλλουν στην ακριβή πρόβλεψη της χρεοκοπίας:  $X1 = \text{working capital}/\text{total assets}$ ,  $X2 = \text{retained earnings}/\text{total assets}$ ,  $X3 = \text{ebit}/\text{total assets}$ ,  $X4 = \text{market value equity}/\text{book value of total debt}$ ,  $X5 = \text{sales}/\text{total assets}$

Μορφή MDA:  $z = 0.012X1 + 0.014X2 + 0.033X3 + 0.006X4 + 0.999X5$

Η παραπάνω εξίσωση είναι γνωστή και ως Z-Altman score.( ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### **2.Discriminating power of variables (τεστ για διακριτική ικανότητα των μεταβλητών):**

1)με F-test(Univariate method):το F-test συσχετίζει την διαφορά μεταξύ των μέσων τιμών των δεικτών σε κάθε group και των μεταβλητοτήτων τους , μας δείχνει πόσες διαφορετικές είναι οι τιμές. Αν ασκεί μεγάλη επιρροή τότε έχει discriminating power.Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι όλες οι μεταβλητές έχουν discriminating power εκτός από την X5.

2)με scaled vector(multivariate method):αποδεικνύει και αυτό την discriminating power όλων των μεταβλητών καθώς και της X5 η οποία έχει αρνητική συσχέτιση με την X3.

### **3.Discriminating power of model (τεστ για την διακριτική ικανότητα του μοντέλου):**

Με την μεγιστοποίηση ενός λόγου καταφέρνει να αποκρίνει τους μέσους όρους των z-scores των 2 groups και να μειώσει την απόσταση μεταξύ των z-scores κάθε εταιρείας και του μέσου z-scores.Αυτό το τεστ ελέγχει κατά πόσο η MDA που κατασκεύασε διαχωρίζει καλύτερα ανάμεσα στα 2 groups και αυτό μπορεί να γίνει όταν η διακύμανση ανάμεσα στα groups είναι μεγαλύτερη από την διακύμανση μέσα στα group.

#### **Εμπειρικά αποτελέσματα:**

1)Αρχικό Δείγμα:Το αρχικό δείγμα των 33 εταιρειών εξετάστηκε με βάση τα στοιχεία των ισολογισμών 1 έτους πριν από την χρεοκοπία. Από την στιγμή που οι discriminant coefficients προήλθαν από αυτό το δείγμα αναμένεται υψηλός βαθμός ακριβείας .Το μοντέλο αποδείχθηκε εξαιρετικά ακριβές

κατατάσσοντας σωστά στο 95% του συνολικού δείγματος. Το Type error 1 (για την πρόβλεψη χρεοκοπίας) ήταν μόλις 6% και το type error 2 ήταν μόλις 3%.

2) Αποτελέσματα για δεδομένα 2 ετών ορίων από την χρεοκοπία ακρίβεια του μοντέλου ελαττώθηκε στο 72%.

3) Εξέταση Bias: η πιθανή bias οφείλεται στην μείωση από 22 σε 5 μεταβλητές. Μπορεί ένα υποσύνολο μεταβλητών να είναι αποτελεσματικό για ένα αρχικό δείγμα αλλά όχι για το σύνολο του πληθυσμού. Εξέτασε αν υπάρχει τέτοιο bias χρησιμοποιώντας ένα υποσύνολο αρχικού δείγματος για να υπολογίσει τις παραμέτρους του μοντέλου και με το υπόλοιπο του δείγματος κατέταξε τις παρατηρήσεις με βάση νέων παραμέτρων. Στη συνέχεια εφάρμοσε ένα test για να δείξει την σημαντικότητα των αποτελεσμάτων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο έχει discriminating power σε όλες τις παρατηρήσεις του.

4) Test με δευτερογενές δείγμα χρεοκοπημένων εταιρειών: Επέλεξε άλλο δείγμα 25 χρεοκοπημένων εταιρειών ίδιες με το προηγούμενο δείγμα. Χρησιμοποίησε τις ίδιες παραμέτρους και έδειξε μεγαλύτερη ακρίβεια από το προηγούμενο δείγμα.

5) Test με δευτερογενές δείγμα υγιών εταιρειών: Επέλεξε άλλο δείγμα 66 εταιρειών ούτε χρεοκοπημένων ούτε υγιών αλλά με οικονομικά προβλήματα για 2 έτη. Τα αποτελέσματα έδειξαν ακρίβεια 79% με το 11% εταιρειών με οικονομικά προβλήματα να βρίσκεται στην gray area του z.

6) Test για μεγαλύτερη χρονική περίοδο: Χρησιμοποίησε δεδομένα για 5 χρόνια στο δείγμα 33 χρεοκοπημένων εταιρειών και διαπίστωσε ότι όσο αυξάνεται ο χρόνος μειώνεται η ακρίβεια του μοντέλου.

Γενικά συμπεράσματα: Αυτό που προέκυψε σαν γενικό συμπέρασμα έπειτα από εκτενείς έρευνες ήταν πως η MDA δίνει ακριβή αποτελέσματα για την αποτυχία των εταιρειών δυο χρόνια νωρίτερα. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

## 2.9. C) ZETA MODEL 1977

Εννιά χρόνια αργότερα ο Altman σε συνεργασία με τον Haldeman και τον Narayanan θεώρησαν αναγκαίο την δημιουργία ενός νέου μοντέλου που να προσαρμόζεται στα νέα δεδομένα. Σημαντικές αλλαγές όπως η χρεοκοπία εταιρειών αλλαγή στα λογιστικά πρότυπα αυξανόμενη σημασία ορισμένων κλάδων έπρεπε να ενταχθούν στο νέο μοντέλο. Το zeta model δεν είναι κάτι άλλο παρά μια ανανέωση του z-score model το οποίο λαμβάνει υπόψη τις παραπάνω εξελίξεις και μελετά αμφιλεγόμενες όψεις του discriminant analysis όπως είναι η χρονική υστέρηση της πρόβλεψης.

Η διαδικασία που ακολουθήθηκε έχει ως εξής:

Δείγμα: Περιείχε 53 χρεοκοπημένες και 58 υγιείς εταιρείες. Το δείγμα ήταν περίπου ίσα μοιρασμένο ανάμεσα στις εμπορικές και στις κατασκευαστικές.

Χρονική περίοδος: Το 94% χρεοκοπημένων εταιρειών χρεοκόπησαν την περίοδο 1969-1975.

Μεταβλητές: Επέλεξαν 27 δείκτες που διακρίνονταν σε 5 κατηγορίες: αποδοτικότητας , ρευστότητας , μόχλευσης , κεφαλαιοποίησης και μεταβλητότητας κερδών. Μετά από μια iterative process μείωση του αριθμού των μεταβλητών καταλήξαμε να έχουμε 7 μεταβλητές οι οποίοι είναι: X1=return on assets=EBIT/total assets, X2=stability of earnings, X3=debt service=EBIT/total interest payments, X4=cumulative profitability=retained earnings/total assets. X5=liquidity,

X6=capitalization=equity/total capital, X7=size.

Λογιστικές προσαρμογές: οι αναλυτές προσάρμοσαν τα λογιστικά δεδομένα στις σύγχρονες λογιστικές εξελίξεις.

Στατιστική Μεθοδολογία: Χρησιμοποίησαν το test H1 για τον προσδιορισμό της κατάλληλης μεθόδου ανάμεσα στην τετραγωνική και την γραμμική. Όταν οι πίνακες συνδιακυμάνσεων είναι στατιστικά όμοιοι τότε η γραμμική μέθοδος είναι κατάλληλη για την ανάλυση χαρακτηριστικών κατάταξης ενός δείγματος.

Όταν όμως οι πίνακες συνδιακυμάνσεων δεν είναι όμοιοι τότε η τετραγωνική μέθοδος είναι κατάλληλη. Το H1 έδειξε ότι οι group dispersion matrices είναι not identical. Επομένως κατάλληλη είναι quadratic form. Όμως για το original sample τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η linear και η quadratic έχουν την ίδια ακρίβεια. Υπήρχε λοιπόν το δίλημμα ως προς ποια δομή έπρεπε να ακολουθηθεί μέχρι που αποφασίστηκε η χρήση της γραμμικής καθώς όλα τα test που ακολούθησαν βασιζόταν στο γραμμικό μοντέλο. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

## 2.10 ΤΑ ΤΕΣΤ ΠΟΥ ΕΓΙΝΑΝ

### 2.10.1) Discriminating power of variables (τεστ για την διακριτική ικανότητα των μεταβλητών):

Η σχετική σημαντικότητα της κάθε μεταβλητής ελέγχεται με 6 διαφορετικά τεστ, τα αποτελέσματα των οποίων συγκλίνουν κατατάσσοντας τις μεταβλητές κατά σειρά σημαντικότητας με τον εξής τρόπο:  $X_4, X_2, X_6, X_7, X_5, X_3$

### 2.10.2) Discriminating power of model (test of model validity η τεστ για την διακριτική ικανότητα του μοντέλου):

Έγινε test σε αρχικό δείγμα σε δεδομένα 1ετους από την χρεοκοπία, Lachenbruch validation tests και τεστ σε δευτερογενή δείγματα 2-5 έτη από την χρεοκοπία. Τα αποτελέσματα των τεστ αναφέρονται στην τετραγωνική και στην γραμμική δομή του μεταβλητού μοντέλου ακρίβεια κατάταξης του χρεοκοπημένου group μειώνεται όσο τα δεδομένα απομακρύνονται από την χρονική στιγμή της χρεοκοπίας. Παρατηρείται ακρίβεια 70% 5 χρόνια από την χρεοκοπία ακρίβεια παρουσιάζεται ίδια για τις

δύο μορφές δομής μοντέλου. Ένα τελευταίο τεστ έγινε με βάση την τυχαία επιλογή των μισών παρατηρήσεων έτσι ώστε να επιβεβαιωθούν οι παράμετροι μοντέλου με την χρήση υπολοίπων παρατηρήσεων ως δευτερογενή δείγματα. Η ακρίβεια και αυτού του τεστ ήταν σε εντυπωσιακά επίπεδα ακόμα και για τα 5 χρόνια της ανάλυσης μειούμενη καθώς προχωράμε πίσω στον χρόνο.

Σύγκριση με z-score: Τρόποι σύγκρισης:

-Απλή σύγκριση των 2 μοντέλων με τα αρχικά δείγματα για τα 5 χρόνια πριν την χρεοκοπία, ίδια ακρίβεια στον 1χρονο προ χρεοκοπίας, zeta πιο ακριβές στα χρόνια 2-5 στην bankruptcy classification, z-score στα ίδια χρόνια στην non bankruptcy classification πιο ακριβές.

-Εφαρμογή του παλιού μοντέλου στο νέο δείγμα του zeta, zeta πιο ακριβές.

-Με βάση τις 5 μεταβλητές του z-score και το νέο δείγμα του zeta, zeta πιο ακριβές.

-Σύγκριση F-statistic univariate tests για τις 5 μεταβλητές, zeta πιο ακριβές.

Group prior probabilities, error costs, model efficiency: Αν θέσουμε ίσες τις prior probabilities να χρεοκοπήσει η όχι μια εταιρεία το γραμμικό θα καταλήξει σε ένα critical score=0.

Αν η εταιρεία έχει score > 0 τότε non bankrupt

Αν η εταιρεία έχει score < 0 τότε bankrupt

Στο ίδιο μηδενικό cutoff score θα καταλήξουμε αν ελαχιστοποιήσουμε το συνολικό κόστος της misclassification:

Optimal cutoff score ZETA = Zeta =  $\ln(q_1 c_1 / q_2 c_2)$ .

Για να συγκρίνουμε την efficiency του zeta με άλλων μοντέλων βρίσκουμε το αναμενόμενο κόστος του:  $EC_{zeta} = q_1 (M_{12}/N_1) C_1 + q_2 (M_{12}/N_2) C_2$ .

Cost of classification errors: Μια εναλλακτική προσέγγιση του zero cutoff score είναι το cost of errors in classification. Ορίζονται ως:

Type 1 classification error: αποδοχή δανείου που δεν θα αποπληρωθεί

Type 2 classification error: απόρριψη δανείου που θα αποπληρωθεί

C1: cost of Type 1 error:  $C_1 = 1 - LLR/GLL$



C2: cost of Type 2 error:  $C2=R-C1$

Revised cutoff score and model efficiency tests:

Ύστερα από υπολογισμούς , το cutoff score του zeta υπολογίστηκε ως εξής:  $ZETA_c = -0,337$

Η ακρίβεια του zeta θα μεταβληθεί με νέο cutoff score. Η σύγκριση που έγινε μεταξύ του zeta και των άλλων μεθόδων με βάση τα cost of errors έδειξαν σαφή ανωτερότητα του zeta.

Γενικά συμπεράσματα: Το νέο μοντέλο αποδείχθηκε ακριβές και μέχρι 5 έτη πριν από την χρεοκοπία με επιτυχία 90% για τον 1 χρόνο και 70% για 5 χρόνια πριν. Παρότι οι στατιστικές ιδιότητες πρότειναν την χρήση της quadratic structure, η linear structure αποδείχθηκε καλύτερη. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### 2.10.3) Altman Z-score/bank of England 1982

Το 1982 η κεντρική τράπεζα εφάρμοσε το z-score σε ένα δείγμα αγγλικών βιομηχανικών επιχειρήσεων.

Δείγμα: το δείγμα αποτελείται από 38 αποτυχημένες και 53 υγιείς βιομηχανικές εταιρείες.

Χρονική περίοδος: δεδομένα μέχρι και 3 ετών πριν από την αποτυχία.

Εμπειρικά αποτελέσματα:

Έλεγχος της ακρίβειας κατάταξης του μοντέλου: Το μοντέλο βρέθηκε περισσότερο ακριβές μέχρι και 3 έτη πριν από την αποτυχία. Παρόλα αυτά ένα τεστ εγκυρότητας που διεξήχθη σε ένα δείγμα διαφορετικό από το αρχικό με 10 αποτυχημένες και 19 υγιείς εταιρείες έδειξε misclassification πάνω από 50% των υγιών εταιρειών. Όμως το δείγμα περιείχε σκόπιμα εταιρείες που αντιμετώπιζαν οικονομικά προβλήματα οι περισσότερες από τις οποίες αντιστοιχήθηκαν με χαμηλά z-scores. Το 50% των εταιρειών κρίθηκε επικίνδυνο με  $z\text{-score} < 0,7$ , η ακρίβεια του μοντέλου μειώθηκε σε συνάρτηση με τον χρόνο.

Γενικά συμπεράσματα : Η τράπεζα της Αγγλίας θεώρησε το z-score ως μέσο για την αναγνώριση προβληματικών εταιρειών αλλά όχι ως καταλυτικό μέτρο για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας μιας εταιρείας. Γι' αυτήν δεν αποτελεί παρά μόνο το πρώτο βήμα για μια περαιτέρω εξέταση κάποιων εταιριών.

Επισημαίνει επίσης ότι : το z-score πρέπει απαραίτητως να χρησιμοποιείται με προσοχή για τον απλό λόγο του ότι: οι λογιστικές διαδικασίες και τα διάφορα προφίλ των εταιρειών διαφέρουν σημαντικά κάνοντας, ασφαλώς όπως αντιλαμβάνεται καθένας , δύσκολη τη σύγκριση και τα δεδομένα λαμβάνονται με μία χρονική καθυστέρηση. Γενικά θεωρεί ότι το z-score πρέπει να χρησιμοποιείται μαζί με άλλες μεθόδους (MONTELA ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

#### 2.10.4) Joint discriminant functions and neural networks 1994

Το 1994 η Κεντρική Τράπεζα της Ιταλίας δημιούργησε ένα σύστημα γρήγορης ανίχνευσης προβληματικών εταιρειών. Το σύστημα αυτό βασίστηκε αρχικά σε ένα ζεύγος linear discriminant functions που δούλευαν παράλληλα και ήταν προσαρμοσμένες σε βιομηχανικές εταιρείες. Στη συνέχεια, η τράπεζα βελτίωσε αυτό το σύστημα γρήγορης ανίχνευσης με τη χρήση των προηγμένων τεχνολογικά neural networks.

Δείγμα: το δείγμα το οποίο χρησιμοποιήθηκε και στις δύο μεθόδους που είδαμε περιείχε σε σύνολο 426 επιχειρήσεις , εκ των οποίων οι 213 ήταν μη υγιείς ενώ οι υπόλοιπες 213 ήταν υγιείς μικρομεσαίες επιχειρήσεις.

Χρονική περίοδος: το συγκεκριμένο δείγμα αφορούσε εταιρείες που απέτυχαν μέσα στη περίοδο 1985-1992 και τα στοιχεία συλλέχτηκαν για 3 χρόνια πριν την αποτυχία. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

## 2.11 ΟΙ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΕΣ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

### 2.11.A) JOINT DISCRIMINANT FUNCTIONS (JDF)

ΔΟΜΗ: Η discriminant analysis παρουσιάζει μειωμένη ακρίβεια σε μεγάλο δείγμα λόγω των πολλών περιπτώσεων που εισέρχονται. Δεν έχει δηλαδή την ικανότητα να μπορέσει να καταφέρει την σύγκριση ανάμεσα σε εταιρείες outstanding, normal και vulnerable αλλά μπορεί να το πετύχει μόνο μεταξύ εταιρειών όπως είναι οι healthy και unsound. Για να βρεθεί μια σωστή λύση και να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα η διαδικασία χωρίστηκε σε δύο στάδια ή αλλιώς σε δύο discriminant functions :

η F1 διακρίνει μεταξύ healthy και unsound

η F2 μεταξύ vulnerable και unsound

Σε πρακτικό επίπεδο η F2 έρχεται σε εφαρμογή μετά την F1, δηλαδή πρώτα γίνεται η διάκριση μεταξύ υγιούς ή μη εταιρείας και στη συνέχεια γίνεται περαιτέρω διάκριση των υγιών εταιρειών σε ευαίσθητες και μη υγιείς εταιρείες.

ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ: Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν για την διαμόρφωση των F1, F2 στηρίχθηκαν σε οικονομικά στοιχεία τα οποία προέκυψαν τον 3ο χρόνο πριν την αποτυχία. Άρα ,όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό, η διάγνωση έγινε με βάση μια joint analysis των 2 functions F1 και F2 με την function F2 να παρουσιάζει μικρότερη discriminant capacity , ειδικά για τις unsound εταιρείες. Η discriminant analysis παρουσίασε μια ακρίβεια της τάξης του 90,3% για τις υγιείς εταιρείες και 86,4 % για τις προβληματικές.  
(ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

## 2.11.B) NEURAL NETWORKS (NN)

ΔΟΜΗ: Τα neural networks είναι μία τεχνολογική εξέλιξη της πληροφορικής που βασίζεται κυρίως στη μίμηση της δυνατότητας του ανθρώπινου εγκεφάλου για σκέψη και λήψη αποφάσεων. Όπως είναι γνωστό από την βιολογία τα εγκεφαλικά νευρώνια (neurons) αποτελούν την μικρότερη δομική μονάδα σκέψης του ανθρώπινου μυαλού. Τα neural networks αποτελούνται από ένα μεγάλο αριθμό στοιχειωδών processing units, τα οποία ονομάζονται νευρώνια, και το καθένα από αυτά έχει την δυνατότητα να διεξάγει σχετικά απλούς υπολογισμούς και είναι ταυτόχρονα συνδεδεμένο με όλα τα υπόλοιπα. Το αποτέλεσμα που αναζητείται προκύπτει από την συλλογική τους συμπεριφορά παρά από την ιδιαίτερη συμπεριφορά που μπορεί να έχει το καθένα από αυτά. Οι σύνδεσμοι που αναπτύσσονται δεν είναι αυστηροί, αλλά αντιθέτως μπορούν να μετατραπούν μέσω κάποιων διαδικασιών εκμάθησης (learning processes) που γίνονται από την interaction του network με τον εξωτερικό κόσμο ή με ένα set συμβολικών σημάτων. Κάθε unit  $i$  δέχεται ένα input  $x_i$  απ' έξω ή από άλλα ξεχωριστά neurons με τα οποία έχει την δυνατότητα να συνδέεται με ένα weight  $w_{ji}$ . Το output  $y_i$  μπορεί, συνήθως, να αναφέρεται σε μία ολική ανταπόκριση του network (final output value) ή κάποιο νέο input για διάφορα άλλα neuron units.

ΠΟΛΥΠΛΟΚΟΤΗΤΑ: Η πολυπλοκότητα που έχουν τα networks εμφανίζεται σε διάφορα επίπεδα, single neuron layer το οποίο επιτρέπει γραμμικούς διαχωρισμούς του χώρου δεδομένων, two layers που επιτρέπουν διάφορα πολύπλοκα γεωμετρικά σχήματα, three layers που επιτρέπουν σχήματα οποιασδήποτε μορφής. Όπως είναι προφανές δεν υπάρχουν κανόνες που μπορεί να διέπουν τον ιδανικό βαθμό πολυπλοκότητας ενός network

LEARNING CYCLES: Το network λοιπόν, είναι ένα δεδομένο set of inputs που «γεννούν» μία response η οποία συγκρίνεται με την απαιτούμενη response. Σε περίπτωση, όμως που η given response είναι διαφορετική από την required

response τα weightings μπορούν να αλλάζουν μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης (learning mechanism/ cycle). Όταν το λάθος μπορέσει και μειωθεί σε ένα αποδεκτό επίπεδο η εκμάθηση σταματάει και τα weightings «κλειδώνονται»

ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ: Τα κυριότερα πλεονεκτήματα του network είναι ότι δεν απαιτείται προσδιορισμός από πριν των λειτουργικών μορφών , επίσης δεν υιοθετεί περιοριστικές υποθέσεις για τα διάφορα χαρακτηριστικά των στατιστικών κατανομών των μεταβλητών και των λαθών ,καθώς και το ότι δουλεύει με ανακριβείς μεταβλητές και είναι δυναμικό που σημαίνει ότι προσαρμόζεται

ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ: Το σημαντικότερο μειονέκτημα είναι το ότι δεν χαρακτηρίζεται από διαφάνεια , δηλαδή με άλλα λόγια δεν μπορούμε να δούμε την επιρροή των διαφόρων ενδογενών μεταβλητών στα neurons καθώς και το βαθμό συσχέτισης τους με καθένα από αυτά . Αυτό όπως είναι φυσικό κάνει πολύ δύσκολη την αναγνώριση των individual contributions των inputs και την διαμόρφωση του output πολύπλοκη και αβέβαιη. Επίσης η συμπεριφορά του network μπορεί να καταλήξει να είναι περίεργη, απρόβλεπτη και αντίθετη στη κοινή λογική , αν μεταβάλλουμε για παράδειγμα ένα και μόνο δείκτη μπορεί μια συγκεκριμένη εταιρεία που με τα προηγούμενα δεδομένα είχε θεωρηθεί υγιής , τώρα να κριθεί ως αποτυχημένη.

ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ: Το πειραματικό πρόγραμμα των neural networks που ακολούθησε η Τράπεζα της Ιταλίας αναπτύχθηκε στα παρακάτω βήματα :

- έλεγχος της ικανότητας του network να αναπαράγει τις αριθμητικές αξίες των scores της linear discriminant analysis με inputs , όμως δείκτες διαφορετικούς από αυτούς της discriminant analysis ~~~ το network approximates
- έλεγχος της ικανότητας που έχει στο να μπορεί να διακρίνει τα δείγματα μεταξύ bankrupt και healthy εταιρείες ~~~επιτυχής

- ένταξη της μεταβολής της απόδοσης μέσα στον χρόνο. Αν το προφίλ του δεύτερου χρόνου ακολουθεί μια διαφαινόμενη τάση η οποία ,συμφωνεί με την τάση της προηγούμενης περιόδου τα συμπεράσματα ενισχύονται. Σε αντίθετη περίπτωση αποδυναμώνονται
- έλεγχος της ικανότητας του να μπορεί να διαχωρίζει ανάμεσα σε healthy, vulnerable και unsound. Σε αυτή τη περίπτωση χρησιμοποίησαν δύο output neurons το πρώτο για τον διαχωρισμό μεταξύ healthy και unsound, ενώ το δεύτερο για τον διαχωρισμό αντίστοιχα μεταξύ unsound και vulnerable. (Όπως είδαμε και πιο πάνω κάτι ανάλογο είχε γίνει και στην περίπτωση της Joint Discriminant Functions όπου χρησιμοποιήθηκαν δύο discriminant functions η F1 και F2)

Τα καλύτερα αποτελέσματα έδωσε το 3-layer network με τη χρήση 15 διαφορετικών δεικτών ρευστότητας, αποδοτικότητας, εσωτερικής χρηματοδότησης και χρηματοοικονομικής δομής . Αποδείχτηκε ότι αν η φάση εκμάθησης ήταν μεγαλύτερη το λάθος θα μειωνόταν . Το 3-layer network με 15 δείκτες και 2000 κύκλους εκμάθησης εμφάνισε ακρίβεια 97,7 % για τις unsound εταιρείες και 97% για τις healthy. Αποδείχτηκε ότι είναι το καλύτερο στην κατηγορία του και σαφώς καλύτερο και από την discriminant analysis. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΤΑΞΥ NN ΚΑΙ JDF

Χρησιμοποίησαν 9 από τους 11 δείκτες της F1 discriminant function στα networks. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν αποδείχτηκαν χαμηλότερα ή σχεδόν όμοια με της discriminant function. Όμως παρόλαυτα δεν είναι και τόσο σίγουρο ότι η μορφοποίηση της γνώσης μέσα στο network είναι απόλυτα ισότιμη με αυτή της discriminant function. Αυτό συμβαίνει για τον απλό λόγο του ότι η discriminant function συμπεριφέρεται το ίδιο όταν οι τιμές των εξωγενών μεταβλητών ποικίλουν σε αντίθεση με το network.

ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ : Τα αποτελέσματα του network αποδείχθηκαν όμοια ή και καλύτερα από της discriminant function εκτός από αυτά της control period ή των holdout samples τα οποία αποδείχτηκαν χειρότερα . Το network παρουσιάζει μία παράλογη συμπεριφορά που αυξάνεται με την πολυπλοκότητά του , ενώ δεν μας δίνει και την δυνατότητα να ανιχνεύσουμε τα λάθη στις μεταβλητές ώστε να τα διορθώσουμε ούτε και την ευκαιρία να εκτιμήσουμε την soundness των μεταβλητών a priori .Από την άλλη η discriminant function διακρίνεται από μεγαλύτερη ταχύτητα εκτίμησης , χαμηλότερο κόστος και συνεπή συμπεριφορά για κάθε μεταβλητή. Μας δίνει επίσης τη δυνατότητα να ερμηνεύσουμε τη λειτουργική λογική του μοντέλου με βάση τις παραμέτρους και να έχουμε την δυνατότητα ανά πάσα στιγμή να γνωρίζουμε ποιές είναι οι σημαντικές μεταβλητές. Άρα λοιπόν με βάση τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των δύο μεθόδων που εξετάστηκαν οι ερευνητές προτείνουν την παράλληλη χρήση και συνδυασμό και των δύο.

### 2.11. C) LPM (LINEAR PROBABILITY MODEL) AND DISCRIMINANT ANALYSIS ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ

Το 1988 δύο έγκυροι οικονομικοί αναλυτές ο Γ.Γκλούμπος και ο Θ.Γραμματικός προσπάθησαν να πετύχουν τον έλεγχο και την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των μοντέλων πιστωτικού κινδύνου, σε ελληνικά δεδομένα μέσω μιας μελέτης που παρουσίασαν.

ΔΕΙΓΜΑ: Το δείγμα που παρουσιάστηκε στην μελέτη τους αφορούσε 29 χρεοκοπημένες και 29 αντιστοιχισμένες υγιείς ελληνικές εταιρείες που ειδικεύονταν στην βιομηχανία. Η αντιστοίχιση που είχαν έγινε με βάση το κλάδο, το μέγεθος ενεργητικού και τέλος την χρονική περίοδο κάθε εταιρείας.

ΧΡΟΝΙΚΗ ΠΕΡΙΟΔΟΣ: Η χρονική περίοδος , στην οποία εξελίχθηκε η μελέτη αφορούσε τα έτη 1977-1981. Στη διάρκεια των τεσσάρων αυτών χρόνων, οι

παραπάνω εταιρείες χρεοκόπησαν ή δήλωσαν πτώχευση. Οι ισολογισμοί που λήφθηκαν υπόψιν στην έρευνα , αφορούσαν μια χρονική περίοδο έως 3 ετών πριν την χρεοκοπία.

ΛΟΓΙΣΤΙΚΕΣ ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΕΣ: Πριν να υπολογιστούν οι χρηματοοικονομικοί δείκτες έγιναν μερικές απαραίτητες προσαρμογές στις λογιστικές καταστάσεις ώστε να γίνει εφικτό το να παρουσιαστεί μια ομοιομορφία για όλες τις επιχειρήσεις.

ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ: Στην έρευνα που πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιήθηκαν 17 λογιστικοί δείκτες , ένας αριθμός που όπως είδαμε και από άλλες έρευνες που εξελίχθηκαν στο εξωτερικό είναι μεγαλύτερος . Αυτό έγινε με την απλή αιτιολογία της δυνατότητας εξαγωγής όσο το δυνατόν περισσότερων και πιο αντικειμενικών πληροφοριών.

ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ: Οι στατιστικές μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν για την έρευνα που έγινε ήταν η MULTIPLE DISCRIMINANT ANALYSIS καθώς και το LINEAR PROBABILITY MODEL

ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ: Για την επιλογή των καλύτερων discriminating μεταβλητών , εφαρμόστηκε ένα διαφορετικό κριτήριο επιλογής για καθεμία από τις δύο μεθόδους . Για την MDA εφαρμόστηκε το Wilk's criterion το οποίο είναι το συνολικό πολυμεταβλητό F-ratio για να ελέγχονται οι διαφορές ανάμεσα στα group centroids. Η μεταβλητή που μεγιστοποιεί το F-ratio, ταυτόχρονα ελαχιστοποιεί το και το ( $\lambda$ ) του Wilk που είναι ένα μέτρο διαχωρισμού των groups (measure of group discrimination). Για το LPM , χρησιμοποιήθηκαν μόνο εκείνες οι ανεξάρτητες μεταβλητές που κάλυπταν συγκεκριμένα στατιστικά κριτήρια . Η επιλογή των μεταβλητών έγινε με βάση την συμμετοχή τους στην explained variance.

Τα μοντέλα εκτιμήθηκαν με την σημαντική βοήθεια του στατιστικού πακέτου SPSS. Η τελική μορφή των μοντέλων με βάση τα λογιστικά στοιχεία ενός έτους πριν την χρεοκοπία ήταν η εξής:



$$\text{MDA: } z = -0,863 - 2,461x_1 + 5,330x_2 - 0,022x_3 + 3,676x_4 + 3,543x_5 + 4,223x_6$$

$$\text{LPM: } y = 0,313 + 0,546x_2 + 805x_5 + 0,979x_6$$

Όπου  $x_1$ =current assets / total assets

$x_2$ =net working capital / total assets

$x_3$ =inventories / net working capital

$x_4$ =notes payable / total assets

$x_5$ =earnings after taxes / current liabilities

$x_6$ =gross income / total assets

$z$ = overall z-score

$y$ =overall y-score

Τα εκτιμημένα πρόσημα των παραπάνω μεταβλητών συμφωνούν , όλα, με την υπόθεσή τους , εκτός από των  $x_1$   $x_4$  της MDA. Μια μεγαλύτερη μόχλευση και ένας μικρότερος δείκτης ( current assets / total assets) αυξάνουν την πιθανότητα επιβίωσης , κάτι που αν εξεταστεί με την απλή λογική είναι αδύνατο. Σύμφωνα πάντα όμως με τους αναλυτές , η απάντηση σε αυτό το παράδοξο βρίσκεται στην ουσία και την ιδιαιτερότητα του μοντέλου της MDA. Δεν μπορούμε να εκτιμήσουμε τη σχετική σημαντικότητα μιας μεταβλητής *ceteris paribus*. Κάθε μια ασκεί μια σημαντική επιρροή στο  $z$  , όμως πάντα σε συνεργασία με όλες τις υπόλοιπες και όχι μόνη της. Αντίθετα , όμως το LPM δεν παρουσίασε ούτε ένα πρόβλημα ερμηνείας. Σημειωτέων δε ότι και οι τρεις σημαντικές μεταβλητές του LPM είναι ταυτόχρονα σημαντικές και για την MDA . Άρα λοιπόν καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι οι μεταβλητές  $x_2$  ,  $x_5$  ,  $x_6$  αποτελούν τις σημαντικότερες *discriminating variables*. (ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### 2.11.C1) DISCRIMINATING POWER OF VARIABLES (ΤΕΣΤ ΓΙΑ ΤΗΝ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ)

1. F-test →στατιστικά σημαντικότερες μεταβλητές:  $x_2, x_5, x_6$
2. Standardized coefficients test (multivariate method) →στατιστικά σημαντικότερες μεταβλητές:  $x_2, x_4, x_5,$  and  $x_6$ . Παρατηρούμε την προσθήκη της μεταβλητής  $x_4$  ακριβώς γιατί αυτό το τεστ αποτελεί μια πολυμεταβλητή μέθοδο που λαμβάνει υπόψιν την συνεργασία κάθε μεταβλητής με όλες τις άλλες , κάτι που δεν γινόταν με το F-test.

### 2.11.C2) DISCRIMINATING POWER OF MODEL (ΤΕΣΤ ΓΙΑ ΤΗΝ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ)

Με μέτρο την canonical correlation για την MDA και το multiple R για το LPM , καθώς και με ένα F-test για το καθένα καταλήγουν σε υψηλή discriminating power και για τα δύο μοντέλα

#### ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ: ( classification performance)

1. ένα έτος προ χρεοκοπίας :ακρίβεια 91,4 % και για τα δύο μοντέλα
2. δύο έτη προ χρεοκοπίας :ακρίβεια 78% για MDA και 76% για LPM. Μειώνεται ,όπως ήταν αναμενόμενο η ακρίβεια και αυξάνεται το type I error , που σημαίνει ότι υπάρχει μεγαλύτερη πιθανότητα λάθους κατάταξης για τις χρεοκοπημένες εταιρείες . Αυτό ,όμως μειώνει κάπως την πρακτική χρησιμότητα που θα μπορούσαν να έχουν τα μοντέλα , καθώς πάνω απ' όλα προτιμούμε να προβλέπουμε την χρεοκοπία παρά την μη χρεοκοπία . Παρόλαυτα τα μοντέλα εξακολουθούν να παρουσιάζονται επιτυχή με ακρίβεια κατάταξης των χρεοκοπημένων εταιρειών 60% για την MDA και 68% για το LPM

3. τρία έτη προ χρεοκοπίας: η ακρίβεια για την MDA μειώνεται στο 70% , ενώ αντιθέτως για το LPM αυξάνεται στο 78%. Το LPM ,όπως είδαμε , παρουσιάζεται σαφώς καλύτερο από την MDA και στην συνολική ακρίβεια αλλά και στο type I error (ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### 2.11. C3) ΤΕΣΤ ΓΙΑ ΤΗΝ ROBUSTNESS OF MODELS:

Με ένα validation test που χρησιμοποίησε ένα subset του αρχικού δείγματος για τη επανεκτίμηση των παραμέτρων και τη κατάταξη του υπόλοιπου αρχικού δείγματος σύμφωνα με τις νέες παραμέτρους και με ένα t-test για την στατιστική σημαντικότητα των παραπάνω αποτελεσμάτων , βρήκαν ότι τα μοντέλα διαθέτουν discriminating power και για παρατηρήσεις άλλες από τις αρχικές που χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση των παραμέτρων καθώς και ότι η MDA χαρακτηρίζεται από type I error bias.

ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ: Η MDA αποδείχθηκε πιο σύνθετη και εξελιγμένη αλλά συγχρόνως με πολλά προβλήματα ερμηνείας , ενώ σε αντίθεση το LPM είναι πιο robust , προσφέρει καλύτερες προβλέψεις για 2-3 χρόνια πριν τη χρεοκοπία και γενικότερα είναι περισσότερο αποτελεσματικό. Αυτό συμβαίνει απλώς επειδή έχει μεγαλύτερη ακρίβεια στην κατάταξη των χρεοκοπημένων εταιρειών.

## 2.11. D) LOGIT/LOGIT REGRESSION APPROACH /MARTIN 1977

Το 1977, ο οικονομολόγος Daniel Martin εφάρμοσε για πρώτη φορά στα χρονικά το logit model στο πρόβλημα έγκαιρης προειδοποίησης για την αποτυχία τραπεζικών ιδρυμάτων (bank early warning problem). Βασικός σκοπός ,για τον οποίο πραγματοποίησε την έρευνά του ήταν η κατασκευή ενός μοντέλου έγκαιρης προειδοποίησης που να έχει τη δυνατότητα να εκφράζει την πιθανότητα μιας μελλοντικής αποτυχίας τραπεζών ως συνάρτηση μεταβλητών προερχομένων από λογιστικές καταστάσεις της τρέχουσας περιόδου. Τυπικά ,όμως το μοντέλο εκτιμήθηκε σε παρελθοντικά οικονομικά στοιχεία . Αυτή η εμπειρική προσέγγιση εξαρτάται από την αναγνώριση των τραπεζών που απέτυχαν στο παρελθόν. Η ομαδοποίηση αυτή των τραπεζών αναλύεται σε όρους ανεξάρτητων μεταβλητών διαφορετικής παρελθούσας χρονικής περιόδου. Το αποτέλεσμα που προκύπτει είναι μια συνάρτηση που μπορεί να συσχετίζει την πιθανότητα αποτυχίας μιας συγκεκριμένης περιόδου  $t$  με τις ανεξάρτητες μεταβλητές της περιόδου  $t-1$ . Όπως ισχύει για όλα τα μοντέλα που εξετάστηκαν , η χρησιμότητά του εξαρτάται από την σταθερότητα που θα επιδείξει μέσα στον χρόνο και την ποιότητα των δεδομένων. Άρα , λοιπόν για να μπορέσει να δημιουργήσει το μοντέλο logit ο Martin υπέθεσε ότι η ανεξάρτητη μεταβλητή ανήκει σε μια χρονική περίοδο  $x_i$  η οποία εξελίσσεται νωρίτερα από την  $y_i$  (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002).

### ΣΧΕΣΗ LINEAR DISCRIMINANT FUNCTION ΚΑΙ LOGIT:

Η linear discriminant function αποτελεί στην ουσία μια ειδική περίπτωση του logit. Αν καλύπτονται οι υποθέσεις της discriminant function (δηλαδή αν οι παρατηρήσεις για τις οποίες ισχύει ότι το  $y_i=1$  και  $y_i=0$  είναι multivariate normal population με μέσους  $M_1$  και  $M_0$  και covariance matrices  $S_1=S_0=S$ ), τότε έχουν την ίδια μορφή συνάρτησης . Το αντίθετο , όμως δεν ισχύει και αυτό

συμβαίνει επειδή το logit δεν μπορεί να υποθέσει πολυμεταβλητή κανονική κατανομή για τις ανεξάρτητες μεταβλητές

ΔΕΙΓΜΑ: Στην έρευνα που πραγματοποίησε ο Martin χρησιμοποίησε 58 αποτυχημένες τράπεζες

ΧΡΟΝΙΚΗ ΠΕΡΙΟΔΟΣ: Η χρονική περίοδος μέσα στην οποία πραγματοποιήθηκε η έρευνα αφορούσε τα έτη 1970-1976 και οι λογιστικές καταστάσεις που τον απασχόλησαν αφορούσαν 2 έτη πριν την αποτυχία

ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ: Ο Martin χρησιμοποίησε 25 δείκτες που χωρίζονται σε διάφορες κατηγορίες όπως ρευστότητας , κεφαλαιακής επάρκειας , κερδοφορίας και τέλος asset risk. Στην συνέχεια όμως κατόπιν ποικίλων συνδυασμών κατέληξε σε ένα τελικό μοντέλο με 4 δείκτες που περιελάμβαναν όμως τις τρεις τελευταίες κατηγορίες. Οι δείκτες αφορούσαν το έτος 1974 για πρόβλεψη για την χρονική περίοδο 1975-1976. Οι διάφορες εκτιμήσεις που προέκυψαν για το logit ελέγχθηκαν έναντι της μηδενικής υπόθεσης ότι όλες οι τράπεζες του δείγματος είχαν την ίδια πιθανότητα αποτυχίας , η οποία εκτιμήθηκε σε 0,0041(23 αποτυχημένες τράπεζες /5598 σύνολο πληθυσμού). Άρα λοιπόν το συμπέρασμα του πειράματος είναι το ότι αν μία τράπεζα έχει πιθανότητα αποτυχίας μεγαλύτερη από 0,0041 τότε πρέπει να θεωρείται αποτυχημένη.

CLASSIFICATION ACCURACY: Το logit στο πείραμα του Martin παρουσίασε ακρίβεια κατάταξης 87%για τις τράπεζες που θεωρούνταν αποτυχημένες και αντίστοιχα 88, 6 % για τις υγιείς.

## ΣΥΓΚΡΙΣΗ LOGIT ΚΑΙ DISCRIMINANT ANALYSIS :

1. σε όρους classification accuracy:παρουσίασαν ακριβώς την ίδια ακρίβεια κατάταξης , με την discriminant analysis να διαφέρει καθώς είναι απλούστερη σε υπολογισμούς αλλά να υπάρχουν κάποια προβλήματα λόγω της ανισότητας των covariance matrices και της μη κανονικότητας που έχει.
2. σε όρους probability estimation: το logit παρουσιάστηκε πολύ καλύτερο  
Περαιτέρω έρευνα πρόβλεψης για τα έτη 1971-1972 με δείκτες του 1970 έδειξε ότι η τετραγωνική δομή είναι πολύ καλύτερη καθώς και το ότι η ακρίβεια κατάταξης και η πρόβλεψη των πιθανοτήτων μειώθηκαν και για τα δύο μοντέλα , τόσο για το logit όσο και για την discriminant analysis

### 2.11. E) NEWER MODELS

Οι κριτικές που έχουν δεχθεί όλα τα μοντέλα που αναλύσαμε έως τώρα , μονομεταβλητά ή πολυμεταβλητά , είναι πολλές και ποικίλες. Αυτό συμβαίνει κυρίως επειδή τα περισσότερα από αυτά είναι γραμμικά και θεωρούνται ότι δεν μπορούν να ανταποκριθούν στις απαιτήσεις του γραμμικού κόσμου που βρισκόμαστε. Επίσης βασίζονται σε λογιστικά στοιχεία και μπορεί καθ' αυτόν τον τρόπο να μην λάβουν υπόψιν τους τις γρήγορα μεταβαλλόμενες συνθήκες του δανειζομένου και τέλος επειδή είναι συνδεδεμένα με ένα βασικό θεωρητικό μοντέλο. Γιαυτόν ακριβώς τον λόγο δημιουργήθηκαν νέα μοντέλα πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου από τα οποία τα σημαντικότερα είναι τα εξής:

1. risk of ruin models
2. neural networks
3. fixed income portfolio analysis

Στη συνέχεια θα αναλύσουμε το καθένα ξεχωριστά

1)risk of ruin models:τα συγκεκριμένα αυτά μοντέλα θεωρούν ότι μια εταιρεία χρεοκοπεί όταν η αξία του ενεργητικού της γίνεται μικρότερη από τις υποχρεώσεις της στους διάφορους εξωτερικούς πιστωτές της. Τα μοντέλα αυτά μοιάζουν αρκετά στο Black-Scholes Merton model.Αυτά τα μοντέλα διαχωρίζονται σε διάφορα άλλα. Ένα από αυτά είναι το KMV το οποίο θεωρείται το σημαντικότερο από όλα αυτά τα μοντέλα. Το μοντέλο που βασίζεται θεωρητικά είναι το OPM model που θεωρεί την μετοχική αξία της επιχείρησης ως ένα call option στο ενεργητικό της. Πάνω σε αυτό ,όμως υπάρχουν διάφορες αμφιβολίες για το κατά πόσο η μεταβλητότητα της μετοχής μπορεί να πετύχει το να δώσει την μεταβλητότητα του ενεργητικού της επιχείρησης καθώς και για το αν το KMV ισχύει για εταιρείες μη εισηγμένες στο χρηματιστήριο κάνουν το μοντέλο λιγότερο πρακτικό.

2)neural networks : μοιάζουν κατά κάποιο τρόπο στην discriminant analysis αλλά διαφέρουν στο ότι δεν υιοθετούν την υπόθεση ότι οι μεταβλητές είναι και γραμμικά αλλά και αυτόνομα εξαρτημένες. Νωρίτερα βέβαια αναλύσαμε και τα πλεονεκτήματα όσο και τα μειονεκτήματα της συγκεκριμένης μεθόδου.

3)fixed income portfolio analysis : η συγκεκριμένη μέθοδος προσπαθεί κατά κάποιο τρόπο να αποφύγει τα προβλήματα των δεδομένων και της ανάλυσης. Δηλαδή στην ουσία αφορά ομολογίες αλλά μπορεί να εφαρμοστεί και σε δάνεια. Η γενική προσέγγιση στην οποία βασίζεται η συγκεκριμένη ανάλυση είναι η διαφοροποίηση του χαρτοφυλακίου. (MONTELA ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

## 2.12.ΙΔΙΑΙΤΕΡΟΤΗΤΕΣ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

### 2.12.1 Εμπειρικά και θεωρητικά μοντέλα

Το 1980 ο οικονομολόγος Scott δημοσίευσε ένα άρθρο με θέμα την σύγκρουση μεταξύ των θεωρητικών και εμπειρικών μοντέλων. Σύμφωνα λοιπόν με το άρθρο αυτό τα εμπειρικά μοντέλα υστερούν σε θεωρητική υποστήριξη και συγχρόνως δίνουν έμφαση στον τύπο των μεταβλητών και στη λειτουργική μορφή των μοντέλων. Τα εμπειρικά μοντέλα διακρίνονται σε μοντέλα χωρίς θεωρητική υποστήριξη και μοντέλα με θεωρητική υποστήριξη.

#### 2.12.1.A) Εμπειρικά μοντέλα

1. Μοντέλα χωρίς θεωρητική υποστήριξη: τα μοντέλα αυτά βασίζονται μόνο σε εμπειρική δουλειά η οποία ακολουθεί κάποια συγκεκριμένα βήματα. Αυτά είναι:

- επιλογή ενός αντιστοιχισμένου δείγματος
- επιλογή δεικτών
- δημιουργία μιας συνάρτησης από δείκτες που διαχωρίζουν
- εφαρμογή στατιστικών ελέγχων της συνάρτησης
- συνεχής έλεγχος και αναθεώρηση του μοντέλου μέσα στον χρόνο

Οι πιο γνωστές από αυτές τις εμπειρικές μελέτες έχουν ήδη κατά την διάρκεια της εργασίας μας αναφερθεί με πρωτοπόρες του Beaver και του Altman. Όλα τα παραπάνω μοντέλα περιείχαν δείκτες τόσο μετοχών όσο και ταμειακών ροών.

2. Μοντέλα με θεωρητική υποστήριξη: το πιο γνωστό μοντέλο με θεωρητική υποστήριξη είναι το gambler's ruin theory που όπως προαναφέρθηκε στην εργασία εφαρμόστηκε χωρίς όμως την κατάλληλη επιτυχία από τους Wilcox, Santomero καθώς και από τον Vinso. Το συγκεκριμένο αυτό μοντέλο βασίζεται στην θεωρία ότι η εταιρεία



χρεοκόπει όταν και μόνον όταν η καθαρή της αξία γίνει μηδέν. Αυτή η θεωρία όμως αποδείχθηκε πολύ απλή καθώς υποθέτει ότι οι ταμειακές ροές προέρχονται από ανεξάρτητες δοκιμές χωρίς να λαμβάνει υπόψιν την όποια επέμβαση μπορεί να κάνει η διοίκηση (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### **ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΑ ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ:**

Η πρόβλεψη χρεοκοπίας με αυτά τα μοντέλα είναι δυνατή. Παρόλο που στερούνται θεωρητικού υποβάθρου, τα συγκεκριμένα μοντέλα έχουν αποδειχθεί επιτυχή. Τα μοντέλα αυτά περιλαμβάνουν μεταβλητές κερδών, ταμειακών ροών και χρέους, που βασίζονται σε λογιστικά στοιχεία καθώς και στοιχεία μετοχών. Τα πολυμεταβλητά εμπειρικά μοντέλα αποδείχτηκαν πολύ καλύτερα σε σχέση με τα μονομεταβλητά με το ZETA να υπερέχει. Παρόλαυτά έκπληξη προκάλεσε το γεγονός της πολύ καλής απόδοσης των μονομεταβλητών μοντέλων που αποδόθηκε στην έλλειψη του προβλήματος over fitting (δηλαδή η επιλογή ενός set 4-5 μεταβλητών σε σύνολο 25 που μπορεί βεβαίως να αρμόζει στο δείγμα, αλλά όχι στον πληθυσμό) που παρουσιάζουν εν αντιθέσει τα πολυμεταβλητά. Ο κίνδυνος των πολυμεταβλητών μοντέλων στη συγκεκριμένη περίπτωση έγκειται στη μη ακριβή πρόβλεψη με βάση νέα στοιχεία, κάτι που όμως αντιμετωπίζεται με μια σειρά από test σε διαφορετικά δείγματα.

#### 2.12.1B) Θεωρητικά μοντέλα

1. Single period models: διαχωρίζουν την ζωή της κάθε επιχείρησης σε δύο διαφορετικές περιόδους και θεωρούν ότι η χρεοκοπία επέρχεται όταν η ρευστοποιήσιμη αξία της γίνεται μικρότερη από τα χρέη. Δεν έχει καμία

σχέση με τα εμπειρικά μοντέλα και δεν στηρίζεται σε λογιστικά στοιχεία και στοιχεία κερδών αλλά μόνο σε δεδομένα μετοχών.

2. Gambler's ruin models: θεωρούν ότι κάθε εταιρεία διαθέτει ένα συγκεκριμένο κεφάλαιο  $K$  και χρεοκοπεί όταν  $K < 0$ . Δηλαδή το  $K$  αντιπροσωπεύει στην ουσία την ρευστοποιήσιμη αξία του ενεργητικού. Η εταιρεία θεωρείται ότι μπορεί να καλύψει τις ζημιές της μόνο αν πουλήσει στοιχεία του ενεργητικού της, χωρίς όμως να μπορεί να προσφύγει στην πώληση χρεογράφων. Το μοντέλο εξηγεί τα εμπειρικά μοντέλα αν θέσουμε το  $K$  ως ισοδύναμο με την λογιστική αξία της equity της εταιρείας και μοιάζει μάλιστα αρκετά και με το ZETA.
3. Perfect access to external capital: στο συγκεκριμένο μοντέλο η μετοχή θεωρείται ως πηγή κεφαλαίου στην οποία μπορεί να στηριχθεί η εταιρεία σε περίπτωση χρεοκοπίας όπου η market value of equity  $< 0$ . Είναι μία δυναμική θεωρία που λαμβάνει υπόψιν τις μεταβλητές εσωτερικής κερδοφορίας και των μετόχων. Το συγκεκριμένο μοντέλο υποστηρίζεται σε μεγάλο βαθμό από τα εμπειρικά αποτελέσματα. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### **ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ:**

Αυτό που προκύπτει ως γενικό συμπέρασμα από τις παραγράφους αυτές είναι η διαπίστωση ότι υπάρχει ανάγκη για έναν κατάλληλο συνδυασμό θεωρητικών και εμπειρικών μοντέλων έτσι ώστε να υπάρξει με μεγαλύτερη ακρίβεια ένα πιο ξεκάθαρο και επιστημονικά τεκμηριωμένο τελικό αποτέλεσμα. Έτσι γίνεται εύκολα αντιληπτός ο λόγος που αναφερθήκαμε σε αυτόν τον ανταγωνισμό που υπάρχει ανάμεσα στα θεωρητικά και τα εμπειρικά μοντέλα καθώς και στην τάση που εκδηλώνεται για μία πιο αποδοτική προσέγγιση του προβλήματος μέσω ενός κατάλληλου συνδυασμού.

### 2.12.2 BIAS

Ένα ακόμα σημαντικό θέμα που θα άξιζε τον κόπο να γίνει αντικείμενο εκτενέστερης μελέτης είναι οι διάφορες παραβιάσεις που εμφανίζονται στα μοντέλα πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου εξαιτίας τόσο του δείγματος όσο και των δεδομένων. Το 1984 ο Zmijewski έκανε μια έρευνα και αναφέρθηκε διεξοδικά σε δύο ειδών biases:

1. **Sample selection bias:** Η πρώτη που αφορά το δείγμα, προκαλείται από το γεγονός ότι αυτά τα μοντέλα εφαρμόζονται σε μη τυχαία δείγματα. Στην ουσία δηλαδή το δείγμα που επιλέγεται περιέχει πολύ περισσότερες χρεοκοπημένες εταιρείες από ότι θα έπρεπε αν είχε ληφθεί υπόψιν ο πληθυσμός. Τα περισσότερα δείγματα που επιλέχθηκαν είχαν μια αντιστοίχιση 1 προς 1 υγιών με προβληματικές εταιρείες αντίστοιχα. (Δηλαδή 50 υγιών και 50 προβληματικών εταιρειών). Αυτό που ισχύει στην πραγματικότητα όμως , είναι το γεγονός ότι σε κανονικό πληθυσμό αυτή η αντιστοίχιση δεν υπάρχει. Αυτό που πραγματικά συμβαίνει , είναι το ότι υπάρχουν πολύ λιγότερες προβληματικές εταιρείες σε σχέση με τις υγιείς.(Σε έναν λόγο 29 προς 5500 περίπου). Άρα λοιπόν , αυτό που συμβαίνει είναι ότι , ενώ στον πληθυσμό υπάρχει μια τέτοια αναλογία υγιών-προβληματικών , στο δείγμα λαμβάνεται μια αναλογία, με τις προβληματικές να καταλαμβάνουν το 50% του δείγματος κάτι που όμως , δεν ανταποκρίνεται στην πραγματικότητα. Οι περισσότερες από τις υπάρχουσες εκτιμητικές τεχνικές , υποθέτουν την χρήση ενός εξωγενούς δείγματος στο οποίο κάθε παρατήρηση , λαμβάνεται τυχαία ενώ την ίδια στιγμή , οι εξαρτημένες καθώς και οι ανεξάρτητες μεταβλητές παρατηρούνται. Αντιθέτως σε αυτά τα μοντέλα που είναι choice- based sample , η πιθανότητα να περιληφθεί μια παρατήρηση στο δείγμα εξαρτάται

από την αξία της εξαρτημένης μεταβλητής. Δηλαδή στην αρχή ο αναλυτής παρατηρεί την εξαρτημένη μεταβλητή (χρεοκοπημένη εταιρεία) και στη συνέχεια επιλέγει το δείγμα, βασίζοντάς το απόλυτα το δεδομένο που ανέλυσε. Αυτό το πράγμα όμως παραβιάζει την υπόθεση της τυχαίας δειγματοληψίας ενώ την ίδια στιγμή προκαλεί ασυμπτωτικό bias των εκτιμήσεων των πιθανοτήτων και παραμέτρων. Όταν ένα group εξαρτημένων μεταβλητών έχει δείγμα με πιθανότητα μεγαλύτερη από αυτή του πληθυσμού είναι over sampled και συγχρόνως παρουσιάζει υποεκτίμηση των classification και prediction error rates. Η μελέτη του Zmijewski έδειξε με ακρίβεια ότι η πραγματική συχνότητα χρεοκοπίας στο πληθυσμό είναι μικρότερη του 0,75%. Η συχνότητα όμως που προβλέπεται από τα μοντέλα κυμαίνεται μεταξύ του 1,5% και του 50%. Βέβαια το choice – based sample designs δεν είναι κατ' ανάγκην ακατάλληλα. Δείγματα που συλλέγονται με αυτό τον τρόπο είναι συνήθως μη δαπανηρά σε αντίθεση με τα τυχαία δείγματα που περιέχουν τη δύσκολη και δαπανηρή διαδικασία της ένταξης ενός ικανού αριθμού σπανίων γεγονότων και παρατηρήσεων για την εκτίμηση του μοντέλου.

2. **Data collection bias:** Αυτό το δεύτερο bias προέρχεται από την έλλειψη επαρκών και ακριβών στοιχείων για διάφορες προβληματικές εταιρείες. Αυτή η συγκεκριμένη ανεπάρκεια οφείλεται στην πολύ μικρή ηλικία των εταιρειών που αποτυγχάνουν (πράγματι το μεγαλύτερο ποσοστό των αποτυχημένων εταιρειών είναι καινούργιες) και επιπλέον στην άρνηση να δημοσιοποιηθούν αυτά τα στοιχεία. Αν εκτιμηθεί ένα μοντέλο με την δέσμευση της επάρκειας στοιχείων και αγνοηθεί η πραγματική έλλειψη δεδομένων, οι πιθανότητες που θα υπολογιστούν θα υποεκτιμούν τις πιθανότητες του πληθυσμού. Δηλαδή για να γίνει πιο αντιληπτό αυτό

θα υπάρχουν περισσότερες προβληματικές εταιρείες με ελλιπή στοιχεία στο πληθυσμό, που δεν θα είναι δυνατό να προβλεφθούν αφού δεν θα έχουν ληφθεί υπόψιν αρχικά από το μοντέλο

(ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

Άρα λοιπόν οι 2 αυτοί περιορισμοί που εξετάσαμε (sample selection- data collection) οι οποίοι τίθενται αναπόφευκτα στα μοντέλα δημιουργούν διάφορα biases που πρέπει να ληφθούν υπόψιν. Το πρόβλημα που προκύπτει από την μη τυχαιότητα του δείγματος, συνήθως αντιμετωπίζετε με κάποιες εναλλακτικές και προσαρμοσμένες τεχνικές για την κατάλληλη εκτίμηση των παραμέτρων. (Weighted exogenous sample maximum likelihood, conditional maximum likelihood, and full information concentrated maximum likelihood). Βέβαια από την άλλη προκύπτει το σημαντικό πρόβλημα από την έλλειψη στοιχείων των προβληματικών εταιρειών, το οποίο βεβαίως μπορεί να αντιμετωπιστεί αν υποθεθεί ότι οι εταιρείες με ανεπαρκή στοιχεία αποτελούν τυχαίο δείγμα.

Τέλος οφείλουμε να επισημάνουμε ότι το βασικό πρόβλημα που προκύπτει από αυτά τα συγκεκριμένα biases που εξετάσαμε αφορά την συχνότητα εμφάνισης προβληματικών εταιρειών μέσα στο σύνολο του πληθυσμού κάτι που βεβαίως την προκειμένη διπλωματική εργασία αφήνει εντελώς ανεπηρέαστη. Δηλαδή από την στιγμή που τα συνολικά prediction και classification rates δεν επηρεάζονται τα συγκεκριμένα 2 biases που εξετάσαμε δεν χρειάζεται να ληφθούν υπόψιν. Αυτό που αφορά την συγκεκριμένη εργασία είναι το κατά πόσον το κάθε μοντέλο είναι ικανό να προβλέψει την εμφάνιση ενός προβλήματος σε μία συγκεκριμένη μεμονωμένη εταιρεία, αλλά όχι την συχνότητα της εμφάνισης του προβλήματος σε όλον τον πληθυσμό. Άλλωστε όπως αποδείχθηκε τα biases είχαν πολύ μικρή επιρροή στην ακρίβεια των μοντέλων που κανονικά δεν θα έπρεπε καν να ασχοληθούμε, αλλά θεωρήσαμε σωστό να αναφερθούμε και σε αυτή την πτυχή του θέματος.

### **3) ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΕΜΠΕΙΡΙΚΟΣ ΕΛΕΓΧΟΣ**

#### 3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σκοπός του τρίτου ,και τελευταίου μέρους της εργασίας μας, είναι η εφαρμογή καθώς και η σύγκριση ορισμένων οικονομετρικών μοντέλων πιστωτικού κινδύνου σε δεδομένα που ισχύουν στην ελληνική αγορά. Πιο πάνω αναλύσαμε 4 συγκεκριμένα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου. Από αυτά τα τέσσερα μοντέλα θα αναλύσουμε τα 3 δηλαδή του logit , του probit και της MDA. Αυτό που αφήνουμε είναι το linear probability model καθώς θεωρήθηκε μια γενική μορφή παλινδρόμησης με αρκετά σημαντικά μειονεκτήματα , τα οποία αναφέρθηκαν στη θεωρητική προσέγγιση του θέματος και που συγκεκριμένα αφορούσαν κατά κύριο λόγο την επέκταση των αποτελεσμάτων εκτός των ορίων 0 και 1. Άρα , λοιπόν θεωρήσαμε ότι τα αποτελέσματα που θα μας έδινε ένα τέτοιο μοντέλο θα ήταν κατά πολύ όμοια με αυτά των άλλων μοντέλων , αν όχι λιγότερο ακριβή.

Η διαδικασία που ακολουθήθηκε διακρίθηκε σε διάφορα επιμέρους στάδια τα οποία ήταν

- Ορισμός προβλήματος / Αντιστοίχιση- δημιουργία δειγμάτων
- Δημιουργία μοντέλων
- Εμπειρικά αποτελέσματα

### 3.2 ΟΡΙΣΜΟΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

Η χρησιμότητα των μοντέλων πιστωτικού κινδύνου είναι η δυνατότητα του να μπορούν να προβλέψουν την χρεοκοπία μιας επιχείρησης. Ως συγκεκριμένο παράδειγμα μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την πρόθεση μιας τράπεζας στην δανειοδότηση μιας επιχείρησης. Σύμφωνα , λοιπόν , με το παράδειγμα η τράπεζα θα χρησιμοποιήσει ένα οποιοδήποτε μοντέλο πιστωτικού κινδύνου, που θα λειτουργήσει ως ένα επιπλέον κριτήριο ώστε να μπορεί η τράπεζα να ελέγξει αν και κατά πόσο η συγκεκριμένη επιχείρηση θα εξακολουθεί να είναι υγιής ή όχι , στο άμεσο μέλλον . Άρα λοιπόν, θα δει η τράπεζα πόσο πιθανό είναι η συγκεκριμένη εταιρεία να αθετήσει ή να τηρήσει τις δεσμεύσεις τις απέναντί της.

Στην εργασία που κάνουμε αντιθέτως με τις υπόλοιπες διατριβές , που ασχολούνται κυρίως με την χρεοκοπία της επιχείρησης ,εμείς θα ασχοληθούμε με την προβλεψιμότητα των μοντέλων όσων αφορά την καθυστέρηση ή μη των επιχειρήσεων. Στο ελληνικό δίκαιο ο νόμος που αφορά την πτώχευση των επιχειρήσεων διαφέρει σε σχέση με του εξωτερικού. Σύμφωνα με αυτόν μια επιχείρηση κηρύσσεται σε πτώχευση όταν βρίσκεται στο τελευταίο στάδιο επιβίωσής της παρόλο που έχει προ πολλού αρχίσει να αθετεί τις υποχρεώσεις της. Αν όμως, η επιχείρηση έχει υποχρεώσεις προς την τράπεζα αυτό που θα νοιάζει την τράπεζα είναι πάνω απ' όλα η καθυστέρηση και η συνήθως επακόλουθη αθέτηση των δανειακών υποχρεώσεων της επιχείρησης παρά αυτή καθαυτή η χρεοκοπία της. Άρα αυτό που μας αφορά κυρίως είναι η αθέτηση και όχι η χρεοκοπία. Γι' αυτόν τον λόγο χρησιμοποιούμε δεδομένα υγιών και καθυστερημένων επιχειρήσεων για τα άλλα βήματα της εργασίας δηλαδή την δημιουργία και εφαρμογή μοντέλων.

Και εδώ χρησιμοποιούμε την διττή εξαρτημένη μεταβλητή , που περιέχει κάθε μοντέλο και ορίζεται από τις τιμές 0 , 1. Το 0 και εδώ αντιστοιχεί

σε καθυστερημένη επιχείρηση και το 1 σε υγιή. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002, ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΚΟΤΣΙΣ 2003)

### 3.3 ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΙΣΗ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ

Το να μπορέσουμε να επιλέξουμε το δείγμα ενός μοντέλου αποτελεί ίσως το σημαντικότερο στάδιο μιας μελέτης. Αυτό συμβαίνει επειδή τα στοιχεία που θα χρησιμοποιηθούν θα είναι αυτά που θα τροφοδοτήσουν τα οικονομετρικά προγράμματα καθώς και θα καθορίσουν την ποιότητα των εξαγόμενων αποτελεσμάτων.

ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ: Τα προβλήματα που προκύπτουν είναι διάφορα και σημαντικά. Σε διάφορες μελέτες που έγιναν κυρίως στο εξωτερικό, το κάθε δείγμα που λήφθηκε, προκύπτει από την αντιστοίχιση υγιών και προβληματικών εταιρειών με διάφορα κριτήρια, όπως είναι ο κλάδος, το μέγεθος καθώς και τα έτη. Σε αντίθεση με το εξωτερικό, όμως στην ελληνική αγορά ο αριθμός των επιχειρήσεων αδυνατεί συνήθως να προσφέρει πλήρης επάρκεια σε τέτοιου είδους στοιχεία. Για παράδειγμα δεν θα μπορούσε στην Ελλάδα να υπάρξει πλήρη αντιστοίχιση (30 υγιής και 30 καθυστερημένες εταιρείες) ακριβώς για τον λόγο του ότι δεν υφίσταται τόσο μεγάλος αριθμός καθυστερημένων εταιρειών, που να αντιστοιχούν πλήρως με τις υγιής, μέσα σε ένα κλάδο. Αλλά όπως γράψαμε και παραπάνω, πολλές εταιρείες αρνούνται να δημοσιοποιήσουν τα στοιχεία τους. Συνεπώς και να υπήρχε η κατάλληλη αντιστοιχία, πάλι δεν θα μπορούσαμε να εξάγουμε ασφαλή στοιχεία, λόγω ακριβώς αυτής της άρνησης. Αυτό ακριβώς είναι το σημαντικότερο πρόβλημα που αντιμετωπίζεται από όλες τις μελέτες. Τα οικονομικά στοιχεία είναι συνήθως ελάχιστα και δεν βγαίνουν ασφαλή συμπεράσματα καθώς και κατάλληλες αντιστοιχίες.

ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ: Τα στοιχεία που κυρίως μας βοήθησαν σε αυτή την μελέτη προήλθαν από μια βάση δεδομένων μεγάλης ελληνικής τράπεζας και



αφορούσαν 340 επιχειρήσεις. Από αυτές οι 204 ήταν υγιής και οι υπόλοιπες 136 καθυστερημένες. Αυτές δηλώθηκαν σε καθυστέρηση μεταξύ των ετών 1997-2001. Βέβαια αν ληφθεί υπόψιν μας η ανομοιογένεια του γκρουπ και τις υπόλοιπες διαφορές που υπάρχουν στο κλάδο και στο μέγεθος έπρεπε να υπάρξει μια πολύ προσεκτική αντιστοίχιση. Από τις παραπάνω 340 επιχειρήσεις καταλήξαμε σε ένα σύνολο από 84 επιχειρήσεις. Στα θετικά ήταν και η πλήρη αντιστοίχιση που προσπαθήσαμε να πετύχουμε λαμβάνοντας δεδομένα από 42 υγιής και 42 καθυστερημένες επιχειρήσεις. Κάθε φορά βέβαια προσπαθήσαμε να πετύχουμε αντιστοίχιση κρίνοντας κάθε φορά την ομοιότητα , σύμφωνα βέβαια με τον κλάδο που ανήκουν , το μέγεθός τους , τον κύκλο των εργασιών τους και τα έτη για τα οποία υπήρχαν τα κατάλληλη διαθέσιμα στοιχεία. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

### 3.3.1)ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΙΣΗ ΒΑΣΗ ΚΛΑΔΟΥ ΚΑΙ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟΥ ΕΡΓΑΣΙΩΝ:

Σε αυτήν την παράγραφο αναφερόμαστε στην αντιστοίχιση που έγινε ανάμεσα σε βιοτεχνικές υγιής και αντίστοιχα σε βιοτεχνικά καθυστερημένες επιχειρήσεις. Επίσης έγινε αντιστοίχιση ανάμεσα σε εμπορικές υγιής και εμπορικές καθυστερημένες επιχειρήσεις. Η αντιστοίχιση έγινε όχι μόνο βάση του κλάδου αλλά και βάση του αντικειμένου των εργασιών τους. Δηλαδή στο επιμέρους αντικείμενο παραγωγής ή πώλησης της κάθε εταιρείας. Για να γίνει αυτό αντιληπτό πρέπει να πούμε δηλαδή , πως αντιστοιχίσαμε μια υγιής εμπορική εταιρεία που παράγει ενδύματα με μια εταιρεία παραγωγής ενδυμάτων σε καθυστέρηση.

### 3.3.2) ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΗΣΗ ΒΑΣΗ ΜΕΓΕΘΟΥΣ:

Το μέγεθος που χρησιμοποιήθηκε ποικίλει σε διάφορα μεγέθη ξεκινώντας από τα 60.000€ και φτάνοντας έως και τα 300.000€ σε κύκλο εργασιών. Κατά τον ίδιο τρόπο μια υγιής εταιρεία του ίδιου κλάδου καθώς και του ίδιου αντικειμένου και ορισμένου κύκλου εργασιών αντιστοιχήθηκε με μια εταιρεία του ίδιου κύκλου εργασιών που βρίσκεται , όμως σε καθυστέρηση.

### 3.3.3) ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΙΣΗ ΒΑΣΗ ΕΤΩΝ:

Τα στοιχεία που είχαμε όσον αφορά τις προβληματικές εταιρείες , δηλαδή αυτές που βρίσκονται σε καθυστέρηση , για την αρχική βάση δεδομένων αφορούσαν τα έτη 1996 έως και το 2000. Σε αντίθεση , όμως , με τις προβληματικές εταιρείες , για τις υγιής εταιρείες είχαμε στοιχεία που αφορούσαν τα έτη 1997-2000. Συνεπώς , αναγκαστικά , περιορίσαμε την εργασία μας στα τρία τελευταία έτη αφήνοντας απ' έξω τα στοιχεία που αφορούσαν το 1996. Το τελικό δείγμα , αυτό δηλαδή που επιλέχθηκε αφορούσε στοιχεία εταιρειών μέχρι και 2 έτη πριν την καθυστέρησή τους. Πιο συγκεκριμένα για δύο έτη πριν την καθυστέρησή τους είχαμε στοιχεία για τις 54 (27 υγιής και 27 καθυστερημένες) εταιρείες από το σύνολο των 84 ενώ για ένα έτος πριν την καθυστέρηση είχαμε στοιχεία και για τις 84 (42 υγιής και 42 σε καθυστέρηση). Από τις 54 εταιρείες για τις οποίες είχαμε στοιχεία για δύο έτη πριν , είναι φυσικό ότι δεν καθυστέρησαν απαραίτητα την ίδια χρονιά. Αυτά τα δύο έτη προ της καθυστέρησης ήταν ή το 1997 και το 1998 για αυτές τις εταιρείες που καθυστέρησαν το 1999. Με την ίδια λογική ήταν ή το 1998 και το 1999 για αυτές που καθυστέρησαν το 2000. Αντίστοιχα τα δεδομένα των εταιρειών που είχαμε για ένα χρόνο ήταν τα δεδομένα του 1998 για τις

εταιρείες που καθυστέρησαν το 1999 και τα δεδομένα του 1999 για όσες καθυστέρησαν το 2000. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

#### ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΙΩΝ:

Έτσι αφού ξεκινήσαμε από τον κλάδο , συνεχίσαμε με το μέγεθος και τελικά καταλήξαμε στις αντιστοιχίες με τα έτη φτάσαμε σε ένα συνολικό δείγμα από 84 εταιρείες αντιστοιχισμένων με τον καλύτερο δυνατό τρόπο. Από αυτό το δείγμα (των 84 εταιρειών ) δημιουργήσαμε τα μοντέλα μας χρησιμοποιώντας, όμως τα στοιχεία αυτών των 84 εταιρειών μόνο 1 έτος πριν την καθυστέρηση. Θεωρήθηκε φυσικό ότι το μέγεθος αυτού του δείγματος εταιρειών ήταν επαρκές για την δημιουργία κατάλληλων μοντέλων (42 ζεύγη παρατηρήσεων). Όμως ο σημαντικότερος λόγος για την χρησιμοποίηση αυτού του δείγματος , δηλαδή των δεδομένων ενός έτους πριν την καθυστέρηση και όχι και των 2 , έγκειται ακριβώς στο γεγονός ότι θεωρούμε το δείγμα που αφορά τα δεδομένα ενός έτους πριν την καθυστέρηση , βοηθά στην εξαγωγή πιο ασφαλών και έγκυρων συμπερασμάτων. Άρα , αυτό το δείγμα εφ' όσον περιέχει πιο ξεκάθαρα και ενδεικτικά στοιχεία κατά συνέπεια θα μας δώσει και ένα πιο ακριβές μοντέλο πρόβλεψης. Στην ουσία , δηλαδή θεωρούμε ότι τα οικονομικά στοιχεία μιας εταιρείας που βρίσκεται σε καθυστέρηση είναι κατά πολύ διαφορετικά ένα έτος πριν την καθυστέρηση από ότι είναι δύο ή και τρία έτη πριν την διαφαινόμενη καθυστέρηση. Η σημαντικότερη διαφορά βέβαια αντικατοπτρίζεται και στα στοιχεία μιας υγιούς εταιρείας δείχνοντας με αυτό το εύγλωττο τρόπο την προφανή κατάληξη μιας εταιρείας. Αντιλαμβανόμαστε , δηλαδή ότι τα οικονομικά στοιχεία αποτελούν σοβαρές ενδείξεις για την επερχόμενη κατάληξη μιας εταιρείας.

Από το υπόλοιπο του αρχικού δείγματος , δηλαδή , οι 54 παρατηρήσεις για τα δύο χρόνια πριν την καθυστέρηση , χρησιμοποιήθηκε κατάλληλα για την διεξαγωγή διαφόρων τεστ ώστε να ελέγξουμε την ακρίβεια καθώς και την

προβλεψιμότητα του μοντέλου. Για τον ίδιο ακριβώς λόγο χρησιμοποιήσαμε ένα ακόμα δείγμα που δημιουργήθηκε με τους ίδιους ακριβώς κανόνες αντιστοίχισης. Το καινούργιο αυτό δείγμα ήταν 42 ζεύγη εταιρειών, δηλαδή 21 υγιής και 21 καθυστερημένες εταιρείες, προέκυψε ύστερα από την αντιστοίχιση μόνο βάση μεγέθους και ετών. Δηλαδή δεν λάβαμε υπ' όψιν μας καθόλου τον κλάδο των εταιρειών αυτών. Αυτό έγινε επειδή κάθε δυνατή αντιστοίχιση που μπορούσε να προκύψει είχε σχεδόν εξ' ολοκλήρου καλυφθεί από το πρώτο αρχικό δείγμα. Αυτή την ανεπάρκεια του δείγματος οφείλουμε να την λάβουμε υπ' όψιν μας κατά την επερχόμενη μελέτη των αποτελεσμάτων των τεστ ελέγχου.

### 3.4 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Τα οικονομετρικά προγράμματα που χρησιμοποιήθηκαν για την δημιουργία των μοντέλων καθώς και την εφαρμογή τους ήταν το E-views για τα logit και τα probit και το SPSS για την MDA.

ΓΕΝΙΚΗ ΜΟΡΦΗ: Και τα τρία μοντέλα, παρά τις όποιες μικροδιαφορές που είχαν σε θεωρητικό επίπεδο και που αυτές όλες έχουν αναφερθεί και αναλυθεί στο θεωρητικό επίπεδο της εργασίας μας, έχουν την εξής γενική μορφή:

$$y = c + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_k x_k$$

ΕΞΑΡΤΗΜΕΝΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΗ: Ήδη από πιο πριν ορίστηκε η διττή μεταβλητή  $y$  να μπορεί να λαμβάνει δύο διαφορετικές τιμές, δηλαδή 0 όταν πρόκειται για εταιρεία σε καθυστέρηση και 1 αντίστοιχα όταν αναφερόμαστε σε υγιής εταιρεία.

ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ: Όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές  $x$  αποτελούν στην ουσία διάφορους χρηματοοικονομικούς δείκτες των εταιρειών, οι οποίες προέκυψαν από όλα τα οικονομικά δεδομένα που διαθέταμε με τις

κατάλληλες αριθμητικές πράξεις που έγιναν. Με βάση διάφορες προηγούμενες ελληνικές καθώς και ξένες μελέτες που είχαν γίνει επιλέχθηκαν 13 χρηματοοικονομικούς δείκτες οι οποίοι ορίστηκαν υποψήφιοι για μια σωστή ένταξή τους στα μοντέλα μας, των κατηγοριών ρευστότητας, δραστηριότητας, αποδοτικότητας καθώς τέλος και βιωσιμότητας. Αυτοί οι χρηματοοικονομικοί δείκτες είναι οι εξής:

**X1: Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις:** Δείχνει την ρευστότητα των βραχυχρόνιων υποχρεώσεων της επιχείρησης καθώς και την ικανότητα των κυκλοφοριακών στοιχείων της να μπορέσουν να καλύψουν αυτές τις υποχρεώσεις. Ένας σχετικά ψηλός αριθμοδείκτης παρέχει την κατάλληλη ένδειξη του ότι, αν δεν υπάρξουν υπερβολικές ζημιές από την ρευστοποίηση των κυκλοφοριακών στοιχείων, οι διάφορες Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις θα μπορέσουν να εξοφληθούν από τα κεφάλαια κίνησης. Σε αντίθεση με αυτό που περιγράψαμε ένας μικρός αριθμοδείκτης δείχνει μια σχετική επιδείνωση της κατάστασης της εταιρείας από τις διάφορες λειτουργικές καθώς και τις έκτακτες ζημιές.

**X2: Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Ενεργητικό:** Αποτελεί ένα κατάλληλο μέτρο των στοιχείων του Ενεργητικού της επιχείρησης που μπορούν να ρευστοποιηθούν σε σχέση με την συνολική της κεφαλαιοποίηση. Όμως μια προβληματική εταιρεία που βιώνει λειτουργικές ζημιές θα παρουσιάζει συρρικνωμένο και διαρκώς μειούμενο Κυκλοφορούν Ενεργητικό σε σχέση βέβαια πάντα με το συνολικό Ενεργητικό της.

**X3: Παθητικό / Ενεργητικό:** Ο συγκεκριμένος οικονομικός δείκτης δείχνει την δυνατότητα της επιχείρησης να ικανοποιεί το σύνολο των υποχρεώσεων της από τα διάφορα στοιχεία που προκύπτουν από το Ενεργητικό της. Όταν

βρίσκεται η επιχείρηση σε προβληματική κατάσταση αναμένεται να είναι αυξημένος.

**X<sub>4</sub>: Παθητικό / Καθαρή σχέση:** Δείχνει το κατά πόσο μπορούν τα περιουσιακά στοιχεία της επιχείρησης , τα οποία μετριούνται με την αξία της Καθαρής Θέσης συν το χρέος , να μειωθούν σε αξία προτού οι υποχρεώσεις της υπερβούν το Ενεργητικό της και η εταιρεία κριθεί ως μη υγιής. Σε μια προβληματική εταιρεία θα περιμέναμε βεβαίως να δούμε αυτόν τον δείκτη αυξημένο καθώς η Καθαρή της Θέση δεν θα μπορούσε πλέον με κανένα τρόπο να καλύψει το Συνολικό Παθητικό της

**X<sub>5</sub>: Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Παθητικό:** Αποτελεί ένα σημαντικό μέτρο της ρευστότητας των υποχρεώσεων της επιχείρησης , μετρώντας την αναλογία του Συνολικού Παθητικού που αντιπροσωπεύουν οι Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις . Αυτό σημαίνει ότι όσο πιο μεγάλος είναι ο δείκτης , δηλαδή σύμφωνα με όσα είπαμε , όσο πιο μεγάλο μέρος του Συνολικού Παθητικού αποτελούν οι Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις , τόσο πιο δεινή γίνεται η κατάσταση της εταιρείας , αφού οφείλει πολύ σύντομα να εξοφλήσει έναν πολύ μεγάλο αριθμό υποχρεώσεων.

**X<sub>6</sub>: Κεφάλαιο Κίνησης / Ενεργητικό:** Το Κεφάλαιο Κίνησης ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ Κυκλοφορούντος Ενεργητικού και Βραχυπρόθεσμων Υποχρεώσεων. Αυτός ο δείκτης , όμως αποτελεί ένα μέτρο καθαρής ρευστότητας της επιχείρησης σε σχέση με το Συνολικό Ενεργητικό της. Ένας τέτοιος χρηματοοικονομικός δείκτης μιας προβληματικής εταιρείας είναι λογικό ότι αναμένουμε να μειώνεται.

**X<sub>7</sub>: Κέρδη προ φόρων / Ενεργητικό:** Αποτελεί έναν δείκτη κερδοφορίας που δείχνει την ικανότητα μιας επιχείρησης να μπορέσει να παράγει κέρδη από την

χρήση του Ενεργητικού της. Παρομοίως όπως και τον προηγούμενο δείκτη έτσι και σε αυτόν σε μια προβληματική εταιρεία θα τον περιμέναμε να είναι μειωμένος.

**X<sub>8</sub>:Κέρδη προ φόρων / Καθαρή θέση:** Σε αυτή την περίπτωση αναφερόμαστε σε έναν δείκτη που ασχολείται κυρίως με την αποδοτικότητα των κεφαλαίων της εταιρείας. Σε αυτόν τον δείκτη ισχύει το ότι όσο πιο μεγάλος είναι τόσο το καλύτερο είναι για την επιχείρηση.

**X<sub>9</sub>:Κέρδη προ φόρων / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις:** Είναι ένας δείκτης ο οποίος αποτελεί μια ένδειξη του κατά πόσον τα κέρδη προ φόρων της επιχείρησης έχουν την δυναμική και την ικανότητα ώστε να μπορούν να καλύψουν τις Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις της. Σε αυτήν την περίπτωση όσο πιο χαμηλός είναι ο συγκεκριμένος δείκτης τόσο πιο προβληματική είναι η κατάσταση της επιχείρησης.

**X<sub>10</sub>:Κέρδη μετά φόρων / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις:** Είναι ένα από τα μέτρα που χρησιμοποιεί η επιχείρηση για να δει την κερδοφορία της, σε σχέση με τις Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις της. Αν ο συγκεκριμένος δείκτης είχε μειούμενη τροχιά θα ήταν ασφαλώς μια σαφή ένδειξη για την δυσκολία που θα είχε πιθανώς η επιχείρηση να ικανοποιήσει τις Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις της με εσωτερικές πηγές χρηματοδότησης. Ο συγκεκριμένος αυτός δείκτης αποτελεί καλύτερο δείκτη από ότι ήταν ο προηγούμενος καθώς πολλές φορές είναι πιθανόν και κάποιες φορές συμβαίνει κιόλας τα κέρδη μετά τον υπολογισμό των φόρων να είναι λιγότερα από όσα είχαν υπολογισθεί με τον ετήσιο προϋπολογισμό. Σε μια τέτοια περίπτωση αυτό που θα συμβεί είναι το ότι τα κέρδη δεν θα επαρκούν για την κάλυψη των υποχρεώσεων της επιχείρησης.

**X<sub>11</sub>:Πωλήσεις / Ενεργητικό:** Αποτελεί ένα ενδεικτικότερο μέτρο της ικανότητας που έχει μια εταιρεία έτσι ώστε να μπορεί να δημιουργεί Πωλήσεις από το Ενεργητικό της. Επίσης αυτός ο δείκτης δείχνει την ικανότητα που έχει η διοίκηση της εταιρείας να μπορεί να ανταποκριθεί με ευκολία και με τον πιο σωστό τρόπο για το συμφέρον της εταιρείας στον ανταγωνισμό που δημιουργεί η αγορά που βρίσκεται η εταιρεία.

**X<sub>12</sub>:Δείκτης αποδοτικότητας ενεργητικού:** Είναι ο λόγος των κερδών μετά φόρου προς το Ενεργητικό , δηλαδή Κέρδη μετά φόρων / Ενεργητικό. Είναι ένας δείκτης ο οποίος δείχνει την ικανότητα του Ενεργητικού να παράγει κέρδη. Για τον συγκεκριμένο δείκτη ισχύει το ότι όσο πιο μεγαλύτερος είναι τόσο το καλύτερο για την επιχείρηση.

**X<sub>13</sub>:Δείκτης αποδοτικότητας Ιδίων Κεφαλαίων:** Αυτός ο δείκτης είναι ο λόγος των κερδών μετά φόρων προς τον λόγο των Ιδίων κεφαλαίων. Δηλαδή , Κέρδη μετά φόρων / Ίδια Κεφάλαια. Ο συγκεκριμένος δείκτης δείχνει την ικανότητα που έχουν τα ίδια κεφάλαια της επιχείρησης να μπορέσουν να παράγουν κέρδη. Και σε αυτήν την περίπτωση αν ο συγκεκριμένος δείκτης είναι αυξημένος αυτό αποτελεί σημαντική ένδειξη για την θετική πορεία της επιχείρησης. (ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)

#### 3.4.1) ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ:

Πλέον έχουμε περάσει στο τελευταίο στάδιο της εμπειρικής διαδικασίας που δεν είναι άλλο από την κατασκευή των μοντέλων. Για να το επιτύχουμε αυτό ακολουθήθηκε η εξής διαδικασία: εισάγαμε τις τιμές που είχαμε για τους 13 αριθμοδείκτες των 84 επιλεγμένων εταιρειών καθώς και τις τιμές που είχαμε για τα αντίστοιχα  $y$  (δηλαδή 42 μηδενικά και 42 μονάδες) και λύσαμε αυτές τις 84 εξισώσεις που δημιουργήθηκαν , ως προς τις παραμέτρους. Στην ουσία ,



δηλαδή δόθηκαν ως υπαρκτά δεδομένα τα  $y$  καθώς και τα αντίστοιχα  $x$  και ζητήσαμε να βρεθούν τα  $c, \beta_1, \beta_2 \dots \beta_{13}$ .

### 3.4.2) ΤΕΛΙΚΗ ΕΠΙΛΟΓΗ ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΩΝ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ

Στη συγκεκριμένη παράγραφο θα εξετάσουμε διαφορετικά τα δεδομένα που προκύπτουν για το probit και το logit και ξεχωριστά αυτά για την MDA.

**Probit-logit:** Αυτό που μας ενδιέφερε εξ' αρχής ήταν το να μπορέσουμε να καταλήξουμε στα μοντέλα με τις 5 καλύτερες ανεξάρτητες μεταβλητές. Για να το πετύχουμε αυτό εφαρμόσαμε ένα iterative πρόγραμμα το οποίο είχε το χαρακτηριστικό να μπορεί με τα δεδομένα που του δώσαμε από όλα τα παραπάνω μπόρεσε και μας έδωσε 1288 συνδυασμούς των 5 μεταβλητών για κάθε ένα μοντέλο από αυτά. Από όλους αυτούς τους συνδυασμούς και με βασικό κριτήριο τη στατιστική σημαντικότητα των μεταβλητών καθώς και την συνολική ακρίβεια του κάθε συνδυασμού ή αλλιώς μοντέλου, επιλέξαμε αυτό που θα ταίριαζε καλύτερα.

Έτσι, λοιπόν οι μεταβλητές που καταλήξαμε ήταν οι εξής:

#### **Probit:**

$X_2$ : Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Ενεργητικό

$X_6$ : Κεφάλαιο Κίνησης / Ενεργητικό

$X_9$ : Κέρδη προ φόρων / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

$X_{11}$ : Πωλήσεις / Ενεργητικό

$X_{13}$ : Δείκτης Αποδοτικότητας Ιδίων Κεφαλαίων

#### **Logit:**

$X_2$ : Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Ενεργητικό

X<sub>6</sub>: Κεφάλαιο Κίνησης / Ενεργητικό

X<sub>10</sub>: Κέρδη μετά φόρων / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

X<sub>11</sub>: Πωλήσεις / Ενεργητικό

X<sub>13</sub>: Δείκτης Αποδοτικότητας Ιδίων Κεφαλαίων

Απ' ότι είδαμε και τα δύο μοντέλα χρησιμοποιούν ως αποτελεσματικότερες για πρόβλεψη τις ίδιες σχεδόν μεταβλητές με μία μικρή σχετικά διαφοροποίηση ανάμεσα τους, δηλαδή το probit χρησιμοποιεί την μεταβλητή  $x_9$  ενώ σε αντίθεση το logit έχει την μεταβλητή  $x_{10}$ . Στην ουσία, όμως και οι δύο μεταβλητές είναι περίπου ίδιες καθώς η μία αφορά τα κέρδη προ φόρων ενώ η άλλη τα κέρδη μετά φόρων. Από όλα όμως όσα είδαμε στα προηγούμενα το παρόμοιο αυτό αποτέλεσμα ανάμεσα στα δύο αυτά μοντέλα ήταν λίγο – πολύ αναμενόμενο. Αυτό προκύπτει αν εξετάσουμε την θεωρητική προσέγγιση του θέματος καθώς, όπως είδαμε θεωρητικά τα δύο αυτά μοντέλα διαφέρουν ελάχιστα μεταξύ τους. Άλλωστε, όπως έχουν δείξει και άλλες μελέτες παλαιότερων ερευνητών τα δύο αυτά μοντέλα συνήθως κατέληγαν στα ίδια περίπου αποτελέσματα.

Αυτό που έχει μεγάλη σημασία να παρατηρήσουμε είναι το ότι για την προβλεψιμότητα και των δύο αυτών μοντέλων σημαντικό ρόλο παίζουν οι δείκτες κερδοφορίας, ρευστότητας και αποδοτικότητας.

**MDA:** Αντιστοίχως, όπως καταλήξαμε σε κάποιους συγκεκριμένους δείκτες για τα μοντέλα probit και logit το ίδιο κάναμε και με την MDA. Οι δείκτες που καταλήξαμε, λοιπόν είναι οι εξής:

X<sub>3</sub>: Παθητικό / Ενεργητικό

X<sub>11</sub>: Πωλήσεις / Ενεργητικό

X<sub>13</sub>: Δείκτης Αποδοτικότητας Ιδίων Κεφαλαίων

Αυτό που προκύπτει ως γενικό συμπέρασμα , έπειτα από μελέτη των μοντέλων που επιλέχθηκαν είναι , ότι η MDA περιορίζει τους δείκτες της σε τρεις αλλά , όπως βλέπουμε οι δύο από αυτούς συμπίπτουν με τους δείκτες των παραπάνω μοντέλων. Και σε αυτή την περίπτωση , όμως έχουμε να κάνουμε με δείκτες ρευστότητας και αποδοτικότητας.

Οι εξισώσεις που υπολογίσθηκαν για τα μοντέλα είναι οι παρακάτω:

**PROBIT:**

$$y=-2,576*X_2+4,425*X_6+0,262*X_9+1,429*X_{11}+1,418*X_{13}$$

**LOGIT:**

$$y=-4,382*X_2+7,463*X_6+0,432*X_{10}+2,521*X_{11}+2,383*X_{13}$$

**MDA:**  $y=-1,081*X_3+0,842*X_{11}+0,649*X_{13}$

## 3.5 ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

### 3.5.1 ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΟ PROBIT

Τα κυριότερα συμπεράσματα που μπορούμε να εξάγουμε από όλα όσα είδαμε στο μοντέλο probit είναι ότι παρ' όλο που τα αρχικά δείγματα που είχαμε δεν ήταν επαρκή ωστόσο από τις διάφορες προσεγγίσεις , που αναπτύξαμε καθώς και από τα τεστ , που είπαμε περιληπτικά ποια είναι προέκυψαν κατάλληλα συμπεράσματα , για την λειτουργία του probit. Επίσης το εξελιγμένο μοντέλο probit , παρέχει πλέον ικανοποιητική ακρίβεια στην πρόβλεψη και κατάταξη των εταιρειών είτε αυτές είναι υγιής είτε προβληματικές. Σημαντικό πλεονέκτημα είναι η πρόβλεψη των προβληματικών σε μεγαλύτερο βαθμό.

### 3.5.2 ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΟ LOGIT

Το μοντέλο αυτό , δηλαδή το logit δεν θα το αναλύσουμε σε διεξοδικό βαθμό και αυτό γιατί σε γενικές γραμμές είναι σχεδόν πανομοιότυπο με το μοντέλο probit. Έτσι σε γενικές γραμμές έχουμε τα ίδια περίπου όσα αφορούσαν και το probit. Αυτό που , επίσης συμβαίνει είναι ότι και τα αποτελέσματα που προκύπτουν δεν έχουν κάποια ουσιαστική διαφορά μεταξύ τους.

Αυτό είναι λογικό να συμβεί , καθώς όπως έχουμε πει και σε προηγούμενες παραγράφους της εργασίας μας τα δύο αυτά μοντέλα (probit-logit) έχουν πολλά κοινά χαρακτηριστικά που τα κάνουν να φαίνονται ίδια μοντέλα μεταξύ τους. Τις μόνες ουσιαστικά διαφορές που μπορούμε να παρατηρήσουμε ανάμεσα στα δύο αυτά μοντέλα , είναι μόνο οι δείκτες κάποιων μεταβλητών στους πίνακες , τους οποίους αναλύσαμε πιο πάνω. Χωρίς , βέβαια μεγάλη και θεαματική διαφορά , το μοντέλο logit παρουσιάζει

μια καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης , με απειροελάχιστες διαφορές μεταξύ των δύο δειγμάτων που προέκυψαν από τα δύο μοντέλα .

Μετά από όλα όσα είπαμε και για τα δύο αυτά μοντέλα θα δούμε ποια ήταν τα γενικά συμπεράσματα που προέκυψαν εξετάζοντας τα και στη συνέχεια θα αναφερθούμε και στο μοντέλο MDA.

## ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΜΟΝΤΕΛΩΝ LOGIT – PROBIT

Απ' όλα αυτά που είδαμε προηγουμένως βλέπουμε ότι και τα δύο μοντέλα παρουσιάζουν μια σχεδόν ίδια ακρίβεια πρόβλεψης για τις καθυστερημένες εταιρείες , με λίγο καλύτερο ποσοστό την ακρίβεια του logit. Στα τεστ που προηγήθηκαν , αλλά αναλύσαμε μόνο του probit γιατί όπως είπαμε είναι τα ίδια και στο logit , υπήρχε και για τα δύο μοντέλα ένα τεστ που είχε μειωμένη προβλεψιμότητα. Αυτός ακριβώς είναι και ο λόγος που το ποσοστό της ακρίβειάς τους μειώθηκε. Βέβαια αυτό που αξίζει να αναφέρουμε είναι ότι το μοντέλο probit εξετάστηκε με έναν πιο περιορισμένο αριθμό εταιρειών , οπότε καταλαβαίνουμε ότι λογικά υπάρχει ένα μικρό πρόβλημα όσον αφορά την ακρίβεια περισσότερο του logit παρά του probit. Όμως αυτό που ισχύει γενικά για το logit είναι ότι εφ' όσων που τα περισσότερα από τα τεστ έδειξαν μια μεγάλη ακρίβεια πρόβλεψης το μοντέλο μπορεί να θεωρηθεί ικανοποιητικό , αλλά με κάποιες προφυλάξεις. Στο σύνολο των τεστ που πραγματοποιήθηκαν το probit εμφανίζεται κατά ένα τρόπο ελαφρώς λιγότερο ικανοποιητικό από το logit αλλά με μικρές έως και ασήμαντες διαφορές μεταξύ τους. Άρα λοιπόν ίσως θα έπρεπε να θεωρήσουμε το probit ως πιο ασφαλές μοντέλο για διεξαγωγή συμπερασμάτων έστω και με μια ελαφρώς καλύτερη ακρίβεια από το logit που αυτή ακριβώς η τυπική υπεροχή το καθιστά λίγο πιο ύποπτο σε πιθανότητα αποτυχίας.

Το σημαντικό πλεονέκτημα των δύο αυτών μοντέλων , από τα τεστ και όσα ακριβώς περιγράψαμε νωρίτερα , είναι η έμφαση που δόθηκε στην ακρίβεια πρόβλεψης των προβληματικών εταιρειών καθώς αυτές είναι που θα μας προκαλέσουν το υποτιθέμενο μελλοντικό πρόβλημα.

Γενικά πάντως μπορούμε να πούμε ότι τα δύο αυτά μοντέλα προβλέπουν με μια παρόμοια ακρίβεια γύρω στο 75% την κατάσταση μιας εταιρείας μέχρι και δύο χρόνια πριν από την καθυστέρηση. Για να υπάρξει , όμως ένα πιο σίγουρο αποτέλεσμα και μια μεγαλύτερη ακρίβεια θα πρέπει να υπάρχουν πολύ περισσότερα στοιχεία από αυτά που εξετάσαμε εμείς (δηλαδή 84 εταιρείες).

Αυτό , όμως που οφείλουμε κυρίως να πούμε είναι το ότι όποια αποτελέσματα και αν προκύψουν και όσα συμπεράσματα και αν βγάλουμε από αυτά τα δύο μοντέλα , που θεωρούμε ιδιαίτερος ικανοποιητικά στην εξαγωγή συμπερασμάτων , δεν αποτελούν παρά ένα μόνο κριτήριο στα σημαντικά συμπεράσματα που θα βγάλει κάποιος μελετητής της μελλοντικής κατάστασης της επιχείρησης. Συμπερασματικά , λοιπόν τα μοντέλα αυτά σε καμία περίπτωση δεν θα έπρεπε να θεωρηθούν ως τα μοναδικά κριτήρια αξιολόγησης μιας ή και περισσότερων εταιρειών ανεξαρτήτως της μεγάλης ή μικρής ακρίβειας που παρουσιάζουν στην μελέτη τους.

### 3.5.3 MDA

#### 3.5.3.1 ΥΠΟΘΕΣΕΙΣ MONTELOU

Η discriminant analysis έχει το μοναδικό χαρακτηριστικό να μπορεί να προβλέπει διαχωρίζοντας τις παρατηρήσεις σε δύο γκρουπ. Η όλη διαδικασία έγκειται στη δημιουργία μιας discriminant function με βάση γραμμικούς συνδυασμούς των ανεξάρτητων μεταβλητών που παρέχουν τον καλύτερο διαχωρισμό ανάμεσα στα δύο γκρουπ. Η συνάρτηση που εξετάζει τα δείγματα δημιουργείται και σε αυτή την περίπτωση, όπως και στα δύο προηγούμενα μοντέλα που εξετάσαμε, από το αρχικό δείγμα των 84 παρατηρήσεων όπου η κατανομή στα γκρουπ είναι γνωστή. Στη συνέχεια διεξάγεται μια σειρά από διάφορα τεστ για την εξακρίβωση της ακρίβειας του μοντέλου, τα οποία και πάλι όπως και πριν στηρίζονται στην λογική της εφαρμογής της συνάρτησης στο ίδιο και σε διαφορετικό δείγμα με την κατάταξη όπως του δείγματος  $y$  να εισάγεται ως ζητούμενος όρος της εξίσωσης και όλα τα υπόλοιπα στοιχεία να δίνονται ως δεδομένα.

Η discriminant analysis στηρίζεται σε μια σειρά από δεδομένα τα οποία θα αναφέρουμε και πιο κάτω:

1. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές θεωρούμε ότι έχουν πολυμεταβλητή κανονική κατανομή.
2. Οι διάφοροι πίνακες συνδιακυμάνσεων του κάθε γκρουπ ξεχωριστά θεωρούμε ότι είναι ίσοι.
3. Η κατανομή που γίνεται σε κάθε γκρουπ θεωρείται κατά κάποιο τρόπο αμοιβαίως αποκλειόμενη, δηλαδή καμιά περίπτωση δεν μπορεί να ανήκει σε παραπάνω από δύο γκρουπ. Επίσης όλες οι περιπτώσεις που θα εξεταστούν πρέπει να είναι μέλη κάποιου από τα δύο γκρουπ.

4. Για τη δημιουργία του μοντέλου θεωρήσαμε ότι οι δύο prior probabilities είναι ίσες. Αυτό σημαίνει απλώς ότι η πιθανότητα να συναντήσουμε στον πληθυσμό μια εταιρεία που είναι υγιής είναι ακριβώς ίση με την πιθανότητα να συναντήσουμε μια προβληματική εταιρεία. Αυτό βέβαια εκ πείρας γνωρίζουμε ότι δεν ισχύει μιας και οι προβληματικές εταιρείες μέσα στο σύνολο των εταιρειών είναι πολύ λιγότερες από τις υγιείς. Γνωρίζουμε επίσης ότι αυτό μπορεί να συνεπάγεται ένα potential bias. Παρ' όλα αυτά όμως, σύμφωνα και με όλες τις μελέτες που έχουν γίνει έως τώρα, τις λάβαμε ως ίσες γιατί θεωρήσαμε ότι το bias αφορά την συχνότητα με την οποία θα συναντήσουμε μια προβληματική επιχείρηση μέσα σε ένα πληθυσμιακό σύνολο.

Αντικείμενο όμως της συγκεκριμένης μελέτης είναι η εισαγωγή των στοιχείων μιας επιχείρησης από ένα δείγμα και η σωστή πρόβλεψη της κατάστασής της και της τωρινής αλλά και της μέλλουσας. Με λίγα λόγια δεν ασχολούμαστε με την συνολική συχνότητα εμφάνισης μιας προβληματικής κατάστασης σε έναν ολόκληρο πληθυσμό, αλλά με την εξέταση μιας μεμονωμένης κάθε φορά περίπτωσης και τη σωστή πρόβλεψή της.



### 3.5.3.2 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΣΗΜΑΝΤΙΚΟΤΗΤΑ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ

Για την δημιουργία του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος SPSS και από τα αποτελέσματα που προέκυψαν δημιουργήθηκαν δύο πίνακες με διαφορετικά στοιχεία ο καθένας από αυτούς.

Ο πίνακας 1 δείχνει το σύνολο των παρατηρήσεων που συμπεριλήφθησαν στη διαδικασία της δημιουργίας του μοντέλου. Αυτό που ίσχυσε σε αυτήν την περίπτωση ήταν το γεγονός ότι χρησιμοποιήθηκαν όλες ανεξαιρέτως οι παρατηρήσεις που δόθηκαν, χωρίς να αφήσουμε καμία εκτός.

Αυτό που προκαλεί ιδιαίτερο ενδιαφέρον είναι να παρατηρήσουμε τη συμπεριφορά κάποιων μεταβλητών καθώς μετακινούμαστε από το ένα γκρουπ στο άλλο. Για παράδειγμα η μεταβλητή  $x_2$  που όπως είδαμε στα προηγούμενα μοντέλα παρουσίαζε συμπεριφορά αντίστροφη της αναμενόμενης, κυρίως λόγω της συσχέτισής της με άλλες μεταβλητές, εδώ παρουσιάζει την αναμενόμενη λογική συμπεριφορά. Καθώς μάλιστα μετακινούμαστε από το γκρουπ των προβληματικών στο αντίστοιχο των υγιών αυξάνεται. Αυτό είναι πολύ λογικό να συμβεί καθώς μια αύξηση των ρευστοποιούμενων στοιχείων του Ενεργητικού της επιχείρησης ως προς το Συνολικό Ενεργητικό της, βελτιώνει λογικά την κατάστασή της. Όμως και εδώ η μεταβολή της από το ένα γκρουπ στο άλλο είναι ελάχιστη, κάτι που δείχνει την τάση της μεταβλητής προς την αντίθετη συμπεριφορά που εμφανίζει και στα άλλα δύο μοντέλα που εξετάσαμε. Άρα η λογιστική καθώς και η στατιστική εξήγηση που δόθηκε νωρίτερα για τα άλλα δύο μοντέλα (logit και probit) δεν καταρρίπτεται τελείως από το συγκεκριμένο μοντέλο αλλά ούτε και επιβεβαιώνεται πλήρως.

Αντίθετη συμπεριφορά από αυτή της  $x_2$  που εξετάσαμε μόλις παρουσιάζει η μεταβλητή  $x_1$ . Η συγκεκριμένη μεταβλητή εμφανίζεται μικρότερη στις υγιείς εταιρείες από ότι στις προβληματικές. Μια υποτιθέμενη αύξηση του Κυκλοφορούντος Ενεργητικού της εταιρείας ως προς τις

Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της , δηλαδή μια αύξηση του δείκτη θα έπρεπε να σημαίνει λογικά τη βελτίωση της κατάστασης της επιχείρησης και επομένως οι μεγαλύτερες τιμές του δείκτη θα έπρεπε να ανήκουν στις υγιείς επιχειρήσεις και όχι στις προβληματικές. Μια προφανής εξήγηση που θα μπορούσε να δοθεί στο συγκεκριμένο θέμα είναι η ίδια λογιστική και στατιστική εξήγηση που δόθηκε στα probit και logit μοντέλα για τον  $x_2$  καθώς πρόκειται για παρόμοιο δείκτη.

Μια άλλη μεταβλητή που παρουσιάζει αντίθετη συμπεριφορά είναι και η  $x_4$  (Παθητικό / Καθαρή θέση). Η συγκεκριμένη θα έπρεπε να αυξάνεται στις προβληματικές και να μειώνεται στις υγιείς. Αυτό που λέει η κοινή λογική είναι το ότι όσα πιο πολλά δάνεια έχει μια επιχείρηση (↑Παθητικό) τόσο χειρότερη γίνεται η οικονομική της κατάσταση. Παρ' όλα αυτά όμως μπορεί πολλές φορές και μια υγιής επιχείρηση να έχει λάβει πολλά δάνεια , αλλά να έχει τη δυνατότητα να τα χρησιμοποιεί θετικά έτσι ώστε να μπορεί να πετύχει αποτελεσματική αύξηση των κερδών της , να πετύχει δηλαδή με άλλα λόγια την γνωστή μόχλευση. Μια υγιής επιχείρηση μπορεί να είναι διαρκώς δανεισμένη με μεγάλα ποσά , αλλά να μπορεί να χρησιμοποιήσει προς όφελός της τα ξένα αυτά κεφάλαια ώστε να επιτυγχάνει μεγάλα κέρδη τα οποία της δημιουργούν και μια εύρωστη οικονομική κατάσταση και τη συνεχή δυνατότητα να μπορεί να ξεπληρώσει τα χρέη της και να αναζητά καινούργιες χρηματοδοτήσεις. Άρα λοιπόν και μια υγιής επιχείρηση μπορεί να παρουσιάζει έναν τέτοιο δείκτη αυξημένο , λόγω όπως είδαμε της αύξησης του Παθητικού της. , δηλαδή του αριθμητή στο κλάσμα που προηγήθηκε. Αλλά αυτή η αντίθετη συμπεριφορά του δείκτη μπορεί να εξηγηθεί και με βάση τον παρονομαστή. Θεωρητικά μια προβληματική επιχείρηση έχει αυξημένο δείκτη όχι μόνο από το αυξημένο Παθητικό της , όπως και εξηγήσαμε , αλλά και με την μειωμένη Καθαρή της Θέση. Δηλαδή η Καθαρή Θέση της επιχείρησης δεν επαρκεί ώστε να καλύψουμε το Παθητικό της. Αυτό μπορεί εύκολα να συμβεί και σε μια υγιής επιχείρηση ειδικά αν είναι νεοϊδρυθείσα και δεν έχει προλάβει

να αυξήσει σε κατάλληλο βαθμό τα αποθεματικά της και κατά συνέπεια την Καθαρή της Θέση. Αυτές είναι οι κυριότερες λογιστικές εξηγήσεις που μπορούν να δοθούν για τις μη αναμενόμενες συμπεριφορές των δύο δεικτών.

Από στατιστική άποψη μπορεί αυτές οι συμπεριφορές να ερμηνευθούν ως το αποτέλεσμα της επίδρασης των συσχετίσεων με τις υπόλοιπες.

Όλες οι υπόλοιπες μεταβλητές που λαμβάνει υπ' όψιν το μοντέλο παρουσιάζουν την αναμενόμενη λογική συμπεριφορά με εκείνες που περιέχουν κέρδη στον αριθμητή ( $x_7$   $x_8$   $x_9$   $x_{10}$   $x_{12}$   $x_{13}$ ) να έχουν την δυνατότητα να παρουσιάζονται όχι μόνο μικρότερες αλλά και αρνητικές στις προβληματικές και θετικές στις υγιείς εταιρείες.

ΠΙΝΑΚΑΣ 1:

Unweighted Cases	N	Percent
Valid	84	100
Excluded: Missing or out of range group codes	0	00
At least one missing discriminating variable	0	0
Both missing or out of range group codes and at least one missing discriminating variable	0	0
Total	0	0
Total	84	100

## ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΗΝ MDA:

Στα διάφορα πειράματα η MDA αποδείχτηκε όπως και τα άλλα δύο μοντέλα που εξετάσαμε ένα μοντέλο με σχετικά υψηλή ακρίβεια η οποία ήταν της τάξης του 80,4%. Όπως ήταν το λογικό να γίνει και έτσι και έγινε η ακρίβειά της μειώθηκε όταν την εφαρμόσαμε σε δείγμα διαφορετικό από το αρχικό. Αυτό έγινε σε αναμενόμενα πλαίσια.

Το cutoff score αποδείχτηκε τελικά πως ήταν ένα δεκαδικό ψηφίο μεγαλύτερο από το θεωρητικό. Το συγκεκριμένο μοντέλο που εξετάσαμε μπορεί οριστεί και με τη δημιουργία κάποιας “gray area” ή αλλιώς λέγεται και “zone of ignorance”. Μια τέτοια ζώνη είναι ένα εύρος από y-scores μέσα στην οποία παρατηρείτε classification. Η ζώνη στη συγκεκριμένη περίπτωση θα μπορούσε να οριστεί ως ένα πολύ μικρό εύρος 0-0,1 δηλαδή το εύρος που παρατηρείτε ανάμεσα στα δύο σκορ. Μέσα σε αυτό παρατηρήθηκαν λάθη όσον αφορά τις διάφορες προβλέψεις κυρίως για τις υγιείς επιχειρήσεις. Θα μπορούσε λοιπόν να εφαρμοστεί, μια μέθοδος όπου οι υγιείς επιχειρήσεις θα εμφανίζουν σκορ πάνω από 0,1 ενώ για τις προβληματικές θα ίσχυε ακριβώς το αντίθετο, δηλαδή το σκορ τους θα ήταν κάτω από 0. Αυτό που έχει μεγάλη σημασία βέβαια και θα πρέπει να είναι ιδιαίτερα προσεγμένες οι κρίσεις και τα αποτελέσματα που θα προκύψουν, είναι για εκείνες τις επιχειρήσεις που το σκορ τους κυμαίνεται μεταξύ του 0 και του 0,1. Αυτό γιατί τα αποτελέσματα μέσα στην zone of ignorance πρέπει να προσεχθούν ιδιαίτερα καθώς το μοντέλο μέσα στο συγκεκριμένο εύρος που εξετάζουμε μπορεί να μην είναι επιτυχής.

Περνώντας στην επόμενη παράγραφο αυτό που προέχει είναι να αναφέρουμε τα βασικά πλεονεκτήματα του μοντέλου που εξετάσαμε. Ένα από αυτά λοιπόν, είναι το ότι καταφέρνει να μειώσει το σφάλμα τύπου I. Αυτό το λάθος είναι με λίγα λόγια η λάθος πρόβλεψη που πιθανώς να υπάρξει, δηλαδή οι προβληματικές επιχειρήσεις. Επίσης ένα άλλο

πλεονέκτημα είναι η λογική συμπεριφορά του μοντέλου. Από αυτά που είδαμε προκύπτει ότι το μοντέλο κράτησε μόνο τρεις μεταβλητές, ως κατάλληλες και απαραίτητες για την λειτουργία του, των οποίων τα πρόσημα ακολούθησαν την προφανή λογική συμπεριφορά. Ένα απλό παράδειγμα είναι η μεταβλητή  $x_3$  η οποία έχει αρνητικό πρόσημο λόγω του ότι ασκεί αρνητική επίδραση στο  $y$ . Μια πιθανή αύξησή της, δηλαδή μια πιθανή αύξηση του Παθητικού εις βάρος του Ενεργητικού, είναι λογικό πως θα οδηγήσει σε χειρότερη κατάσταση την επιχείρηση και αυτό θα σημαίνει μικρότερο  $y$ . Αντιθέτως όμως με αυτόν τον δείκτη οι άλλοι δύο δείκτες παρουσιάζουν θετικό πρόσημο, όπως δηλαδή και θα έπρεπε αφού μια πιθανή αύξησή τους θα αυξήσει και το  $y$ , ενώ μια μείωσή τους θα το μειώσει αντίστοιχα.

### 3.6 ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΟΛΑ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ

Αφού εξετάσαμε κάθε μοντέλο χωριστά και υπήρξε για το καθένα τους μια σχετική ανάλυση πλέον περνάμε σε ένα από τα τελευταία στάδια αυτής της εργασίας το οποίο είναι να βγάλουμε κάποια γενικά συμπεράσματα για όλα τα μοντέλα μαζί.

Από όλα όσα είδαμε προκύπτει ότι και τα τρία μοντέλα που εφαρμόστηκαν παρέχουν μια άκρως ικανοποιητική πρόβλεψη των πιστωτικών κινδύνων για μια επιχείρηση. Αυτό που έχει πολύ μεγάλο ενδιαφέρον για τα μοντέλα αυτά είναι το ότι οι μεταξύ τους διαφορές είναι από ελάχιστες έως και μηδαμινές. Αυτό συμβαίνει τόσο στο θεωρητικό μέρος τους όσο και στα αποτελέσματα που προκύπτουν από το καθένα.

Αυτό που οφείλουμε να τονίσουμε είναι οι αδυναμίες αυτής της ανάλυσης που οφείλονται κυρίως στο γεγονός ότι δεν υπάρχουν αρκετά διαθέσιμα στοιχεία τόσο σε ποιότητα όσο και σε ποσότητα. Βέβαια τους

ερευνητές δεν τους εμποδίζει αυτό το γεγονός , δηλαδή οι όποιες δυσκολίες προκύπτουν από την έλλειψη δείγματος ή την αντιστοίχιση ή τα έτη για τα οποία έχουν στοιχεία και συνήθως πραγματοποιούν την καλύτερη δυνατή ανάλυση. Όμως αυτό δεν σημαίνει ότι επαναπαύονται στα αποτελέσματα που προκύπτουν , καθώς όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός του δείγματος που διαθέτουν και όσο πιο ποιοτικός , τόσο πιο καλά και ασφαλή συμπεράσματα μπορούν να εξάγουν χωρίς τον φόβο της λάθος πρόβλεψης. Η λάθος πρόβλεψη είναι αυτή που κυρίως φοβούνται οι ερευνητές , ειδικά αν γίνει στο αρχικό στάδιο της δημιουργίας των δειγμάτων ή και στο επόμενο δηλαδή των στατιστικών ελέγχων που γίνονται.

Αυτό που προκύπτει σαν γενικό συμπέρασμα για την ακρίβεια των μοντέλων είναι το ότι την μεγαλύτερη ακρίβεια την πέτυχε η MDA ακολούθως ήταν το probit και τέλος με περίπου την ίδια σε σχέση με το προηγούμενο μοντέλο ακολουθεί το logit. Αυτό που μπορεί να προκαλέσει απορίες και υποψίες είναι το υψηλό ποσοστό ακρίβειας για την MDA. Αυτό όμως δεν μπορεί να ελεγχθεί περαιτέρω καθώς δεν διαθέτονται άλλα στοιχεία για ανάλυση. Έτσι αντί να ληφθεί υπ' όψιν μας η ακρίβεια αυτή ίσως ήταν καλύτερο να βγουν κάποια νέα συμπεράσματα αν πάρουμε κάποια άλλα δείγματα. Αυτή η ακρίβεια που προέκυψε ανταποκρίνεται περισσότερο στην πραγματικότητα και την ανεπάρκεια των στοιχείων μας. Και με αυτά τα δείγματα όμως τα μοντέλα έχουν όπως βλέπουμε υψηλή ακρίβεια στην πρόβλεψή τους και ιδιαίτερα η MDA.

Ένα πολύ σημαντικό πλεονέκτημα των μοντέλων είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος τύπου I δηλαδή η μεγάλη ακρίβεια πρόβλεψης πιστωτικού κινδύνου στον τομέα των προβληματικών επιχειρήσεων. Αυτό το συγκεκριμένο πλεονέκτημα κάνει τα μοντέλα μας ιδιαίτερα ευαίσθητα σε προβληματικές περιπτώσεις. Αυτό , βεβαίως είναι το πλέον επιθυμητό για όλους τους ερευνητές , ανεξαρτήτως του μοντέλου που χρησιμοποιούν. Αυτό συμβαίνει επειδή μια λάθος πρόβλεψη για

προβληματική εταιρεία θα αποβεί περισσότερο ζημιογόνος από μια αντίστοιχη για υγιής επιχείρηση.

Τέλος , οφείλουμε εκ νέου να επισημάνουμε ότι ο αντικειμενικός στόχος αυτών των μοντέλων καθώς και οποιονδήποτε μοντέλων τέτοιου τύπου , είναι να αποτελέσουν ένα επιπλέον κριτήριο για την λήψη επενδυτικών και επιχειρηματικών αποφάσεων και όχι να υπάρξουν ως ο μοναδικός οδηγός για αυτές. Η ταυτόχρονη και επιμέρους μελέτη πολλών κριτηρίων και διαφόρων τύπων μοντέλων θα οδηγήσει στην σωστή επιχειρηματική απόφαση που θα ληφθεί.



## 4 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ SPSS

Στη διάρκεια της ανάλυσης των μοντέλων , αναφερθήκαμε στο μοντέλο SPSS 15, ειδικά όπως είδαμε στο μοντέλο MDA. Καλό θα ήταν στη συγκεκριμένη φάση να αναφερθούμε στο τι είναι και τι αποτελεί το συγκεκριμένο μοντέλο.

Το μοντέλο SPSS 15 χρησιμοποιείτε ως ένα είδος στατιστικής ανάλυσης. Συνήθως βρίσκεται εγκατεστημένο στον υπολογιστή καθώς είναι προφανές ότι αναφερόμαστε σε προγραμματοποιημένο μοντέλο που είναι χρήσιμο για μελέτες όπου οι συνήθειες δειγματοληψίες δεν είναι τόσο διάφανες.

### 4.1 ΑΝΟΙΓΟΝΤΑΣ ΤΟ SPSS

Το πρόγραμμα SPSS όπως προαναφέραμε βρίσκεται εγκατεστημένο στην μνήμη του υπολογιστή, συνεπώς ανοίγει όπως όλα τα υπόλοιπα εγκατεστημένα προγράμματα. Δηλαδή με διπλό κλικ στο εικονίδιο που βρίσκεται στην επιφάνεια εργασίας. Σε περίπτωση που δεν έχουμε δημιουργήσει το εικονίδιο στο μενού έναρξη → όλα τα προγράμματα → SPSS for Windows → SPSS 15 for Windows. Όταν το πακέτο ενεργοποιηθεί θα εμφανιστεί στην οθόνη ένα παράθυρο παρόμοιο με αυτό του EXCEL αλλά και συγχρόνως ένα παράθυρο με τις εξής επιλογές.

- Run the tutorial
- Type in data
- Run an existing query

- Create new query using Database Wizard
- Open an existing data source
- Open another type of file
- Don't show this dialogue in the future

Κάθε μια από τις παραπάνω επιλογές χρησιμοποιείται για διαφορετικούς λόγους όπως για παράδειγμα υπάρχουν επιλογές που λειτουργούν σαν help προσφέροντας βοήθεια στο ζήτημα σχετικά με το τι είναι το SPSS , ή η επιλογή 3 που μας δίνει την δυνατότητα να ανασύρουμε δεδομένα από άλλα προγράμματα όπως το EXCEL για να εισάγουμε στο SPSS και να προχωρήσουμε στην ανάλυση. (ΤΣΑΓΚΡΗΣ ΜΙΧΑΙΛ 2008)

#### 4.2 ΤΑ ΠΑΡΑΘΥΡΑ ΤΟΥ SPSS

Το κύριο παράθυρο του SPSS είναι περίπου ίδιο με αυτό του MS EXCEL. Τα παράθυρα που υπάρχουν στο πρόγραμμα είναι τα εξής: file , edit , view , data , transform , analyze , graphs , utilities , add-ons , window , help. Επίσης υπάρχουν επιλογές όπως για παράδειγμα για αποθήκευση , εκτύπωση , άνοιγμα κάποιου αρχείου και άλλες διάφορες επιλογές που χρησιμοποιούνται συχνά. Στο κάτω μέρος του εγγράφου υπάρχει η γραμμή κατάστασης η οποία αναφέρει το μήνυμα: SPSS Processor is ready μόλις ολοκληρωθεί μια πράξη ή μια εντολή που δώσαμε στο σύστημα να πραγματοποιήσει. Στο πάνω μέρος των κελιών εφ' όσων δεν τα έχουμε ονοματίσει αναγράφει var. Στο κάτω μέρος των κελιών έχει

δύο επιλογές. Η μια είναι η Data view και η άλλη το Variable view. Όταν είναι επιλεγμένη η πρώτη επιλογή έχουμε τα κελιά χωρισμένα και περνάμε τα δεδομένα όπως ακριβώς στο MS EXCEL. Αν επιλέξουμε την δεύτερη επιλογή ανοίγει ένα καινούριο παράθυρο που είναι και αυτό όμως ίδιο με το EXCEL. Στην πρώτη στήλη έχει μια επιλογή που λέγεται name. Στα κελιά της πρώτης στήλης δίνουμε τα ονόματα των στηλών των δεδομένων που βρίσκονται στο data editor. Έτσι στο πρώτο κελί αντιστοιχεί το όνομα της πρώτης στήλης των δεδομένων στο δεύτερο κελί το όνομα της δεύτερης στήλης και ούτω καθ' εξής. Η δεύτερη στήλη ονομάζεται type και μας δίνει αν την επιλέξουμε έναν πίνακα όπου μπορούμε να προσδώσουμε μορφή των δεδομένων που θα χρησιμοποιήσουμε (νούμερο , γράμματα , κλπ). Η επόμενη στήλη είναι η width όπου ορίζουμε το μέγιστο πλήθος των ψηφίων που θα έχουν τα αριθμητικά δεδομένα ενώ η τέταρτη στήλη ονομάζεται decimal places και χρησιμοποιείται για να ορίσουμε το σύνολο των ψηφίων που θα ακολουθούν μετά την υποδιαστολή. Η πέμπτη στήλη λέγεται label και αναφέρεται στην ονομασία των δεδομένων που θα χρησιμοποιήσουμε. Η έκτη στήλη λέγεται values και χρησιμοποιείται όταν έχουμε ποιοτικά και ονομαστικά δεδομένα να περαστούν στο σύστημα , τα οποία όμως θα πρέπει να έχουν κωδικοποιηθεί από την αρχή. Αυτό γίνεται μέσω μιας επιλογής ή ενός κελιού που λέγεται value labels και χρησιμεύει για να περαστούν τα δεδομένα. Η έβδομη στήλη ονομάζεται missing και όπως είναι προφανές από την ονομασία της χρησιμοποιείται για να δηλωθούν χαμένες παρατηρήσεις. Στη συνέχεια η όγδοη και ένατη στήλη ονομάζονται columns και align και αναφέρονται στο μέγεθος της στήλης και στη στοίχιση των δεδομένων σε κάθε στήλη αντίστοιχα. Και τέλος η τελευταία στήλη αναφέρεται στο τύπο των δεδομένων. Αν τα δεδομένα αφορούν ποσοτικές μετρήσεις (scale) διατεταγμένες (ordinal) ή ονομαστικές (nominal) αντιστοίχως. (ΤΣΑΓΚΡΗΣ ΜΙΧΑΙΛ 2008)

## 4.3 Η ΕΠΙΛΟΓΗ DATA

### 4.3.1 Η ΕΝΤΟΛΗ SELECT CASES

Εάν επιλέξουμε την εντολή Data και στη συνέχεια Select Cases θα εμφανιστεί ένα παράθυρο με διάφορες εντολές. Στο συγκεκριμένο παράθυρο δίνεται η επιλογή στον χρήστη να επιλέξει ένα μέρος των δεδομένων το οποίο θα χρησιμοποιηθεί στις αναλύσεις. Αυτό που επιδιώκει η εντολή αυτή είναι να επιλέξει από μια ή περισσότερες στήλες δεδομένων κάποια δεδομένα που ικανοποιούν μια συνθήκη. Περνώντας τις μεταβλητές ανάμεσα στα δύο πεδία της εντολής δίνουμε στο σύστημα να καταλάβει τις στήλες δεδομένων, των οποίων τα δεδομένα θέλουμε να ικανοποιούν κάποια συνθήκη. Υπάρχει μια λίστα από διάφορες συναρτήσεις λογικές και μη όπως και διάφορες ανισοισότητες ώστε να μπορεί να ζητηθεί από το σύστημα να επιλέξει τα δεδομένα των οποίων η τιμή θα είναι μικρότερη ή μεγαλύτερη από κάποια άλλη που θα του καταχωρήσουμε. Επίσης υπάρχει και η επιλογή random sample of cases. Με την συγκεκριμένη επιλογή μας δίνεται η δυνατότητα να επιλέξουμε τυχαία είτε ένα ποσοστό είτε ένα δείγμα των δεδομένων καθορίζοντας το μέγεθος του δείγματος. Μια άλλη επιλογή η Based on time or case range, μας δίνει την δυνατότητα να επιλέξουμε δεδομένα τα οποία βρίσκονται μέσα σε κάποια περιοχή ή σε κάποια όρια. Με την επιλογή Filter out unselected cases η οποία είναι προεπιλεγμένη από το πακέτο, έχουμε την περίπτωση όπου τα δεδομένα δεν υπολογίζονται στις επόμενες αναλύσεις. Τότε θα εμφανιστούν και κάποιες στήλες. Η πρώτη θα έχει τις τιμές 0 και 1 αναλόγως με το αν τα δεδομένα ικανοποιούν ή όχι την συνθήκη. Φαίνεται επίσης και η μια άλλη στήλη όπου περιέχει την αρίθμηση των γραμμών και φαίνονται με μια γραμμή διεγραμμένες οι παρατηρήσεις που δεν ικανοποιούν την συνθήκη. Με την επιλογή Delete unselected cases τα δεδομένα θα διαγραφούν από το αρχείο. Με την επιλογή Copy selected cases to a new data set τα δεδομένα με τα οποία ικανοποιείται η συνθήκη θα αποθηκευτούν σε ένα νέο αρχείο στο οποίο θα

πρέπει να δοθεί ένα όνομα πληκτρολογώντας το όνομα στο συγκεκριμένο λευκό πεδίο που δίνεται αυτόματα από το σύστημα.

#### 4.4 ΕΠΙΛΟΓΗ TRANSFORM

Η επιλογή transform είναι η επιλογή που μπορεί να μετατρέψει τα δεδομένα. Η πρώτη εντολή που υπάρχει είναι η Computer Variable. Επιλέγοντας την συγκεκριμένη εντολή θα εμφανιστεί ένα παράθυρο. Στο λευκό κουτί που θα εμπεριέχεται στο παράθυρο που ονομάζεται Target Variable θα πρέπει να δοθεί ένα όνομα. Θα είναι το όνομα της μετατρεπόμενης βάσης δεδομένων που θα φτιάξουμε. Στη συνέχεια με την επιλογή Numeric Expression ορίζουμε τον αριθμό των στηλών που θέλουμε να μετατρέψουμε. Στη συγκεκριμένη επιλογή υπάρχει ένα κουτί που λέγεται Function Group και το οποίο περιέχει διάφορες συναρτήσεις που μας βοηθούν στον μετασχηματισμό. Αν θέλει ο χρήστης μπορεί να φτιάξει την δικιά του συνάρτηση σε περίπτωση που αυτή δεν περιέχεται στο σύνολο των προτεινομένων. Επίσης με τις εντολές Recode into same Variables και Recode into different Variables μπορούμε να επανακωδικοποιήσουμε τις ήδη κωδικοποιημένες στήλες δεδομένων. Στη συνέχεια υπάρχει και η εντολή Rank Cases. Με αυτήν αναθέτουμε τάξεις μεγέθους στα δεδομένα των στηλών που επιλέξαμε για μετατροπή. Από την επιλογή Rank types επιλέγουμε αν θέλουμε τάξεις μεγέθους για τα δεδομένα ή για τα ποσοστά των στηλών. Η προεπιλογή του συστήματος είναι ο μέσος όρος των τάξεων αλλά με την επιλογή ties το σύστημα αφήνει ανοιχτό στον χρήστη το μέγεθος της ανάθεσης, στην περίπτωση ισοβαθμούντων τάξεων μεγέθους. Σε περίπτωση, για παράδειγμα που έχουμε δύο τιμές  $\alpha$  και  $\beta$  διαφορετικές και η τιμή του ενός ήταν 5 και η άλλη 6. Τότε εφ'όσον έχουμε δύο ίσες τιμές το σύστημα θα αναθέσει και στις δύο τιμές τον μέσο όρο των δύο τάξεων μεγέθους

των τιμών , δηλαδή το 5,5 εκτός και αν του δώσει ο χρήστης διαφορετική εντολή.

#### 4.5 Η ΕΠΙΛΟΓΗ ANALYZE

Επιλέγοντας από το μενού επιλογών του συστήματος το analyze θα εμφανιστεί ένα υπό-μενού το οποίο περιέχει τις διάφορες εντολές-λειτουργίες της επιλογής analyze. Ας δούμε περιληπτικά ποιές είναι αυτές οι επιλογές:

- Reports: περιέχει τις δυνατότητες παρουσίασης κάποιων στοιχείων για τα δεδομένα
- Descriptive Statistics: περιέχει δυνατότητες εμφάνισης περιγραφικών μέτρων των δεδομένων, γραφημάτων, πινάκων δεδομένων κ.α.
- Tables: παρέχονται δυνατότητες δημιουργίας πολύπλοκων πινάκων
- Compare Means: περιλαμβάνονται οι εντολές ελέγχου υποθέσεων για τους μέσους.
- General Linear Model: Υπάρχουν οι δυνατότητες χρησιμοποίησης μοντέλων ανάλυσης διακύμανσης.
- Generalized Linear Models: περιέχει μια μεγάλη δυνατότητα επιλογής και χρησιμοποίησης γενικευμένων γραμμικών μοντέλων.

- **Mixed Models:** η συγκεκριμένη εντολή αφορά μικτά γραμμικά μοντέλα.
- **Correlate:** περιέχει συντελεστές συσχέτισης, μερικής συσχέτισης, και υπολογισμού αποστάσεων
- **Regression:** περιέχει δυνατότητες χρησιμοποίησης απλής γραμμικής και μη γραμμικής παλινδρόμησης, λογιστικής παλινδρόμησης κ.α.
- **Log linear:**παρέχει δυνατότητες χρησιμοποίησης λογαριθμικών μοντέλων
- **Classify:** εμπεριέχει πολλές πολυμεταβλητές στατιστικές και μη τεχνικές ομαδοποίησης δεδομένων ή μεταβλητών.
- **Data Reduction:** περιέχει πολυμεταβλητές τεχνικές μείωσης μεταβλητών, όπως παραγοντική ανάλυση και ανάλυση αντιστοιχιών
- **Scale:** περιέχει τεχνικές πολυδιάστατης κλιμακοποίησης και ανάλυσης αξιοπιστίας η οποία χρησιμοποιείται πολλές φορές σε ψυχομετρικά τεστ καθώς και τεστ προσωπικότητας ή ικανοτήτων
- **Non parametric tests:** υπάρχει μια λίστα με μη παραμετρικές στατιστικές τεχνικές.

- Time Series: αυτή η συγκεκριμένη επιλογή περιέχει διάφορες τεχνικές ανάλυσης χρονολογικών σειρών.
- Survival: υπάρχουν διάφορες τεχνικές ανάλυσης χρόνου ζωής από υπάρχουσες ιατρικές μελέτες.
- Multiple Response: παρέχεται η δυνατότητα δημιουργίας διχοτομικών (0 και 1) μεταβλητών ή ψευδό-μεταβλητών όπως αλλιώς ονομάζονται από μεταβλητές με πολλές κατηγορίες.
- Missing Value Analysis: η εντολή αφορά την ανάλυση εκλιπούσων τιμών.
- Complex Samples: περιέχει μια σειρά από διαδικασίες δειγματοληψίας.
- Quality Control: αφορά διαδικασίες στατιστικού ελέγχου ποιότητας.
- Roc Curve: η εντολή αφορά χαρακτηριστικές λειτουργικές καμπύλες.



#### 4.6 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΠΕΡΙΓΡΑΦΙΚΑ ΜΕΤΡΑ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ SPSS

Για να μην υπάρχουν παρεξηγήσεις καθώς και λανθασμένες εντυπώσεις θα πρέπει να αλλάξουμε τον όρο στήλη δεδομένων και να τον ονομάσουμε μεταβλητή. Αυτό γίνεται καθώς κάθε στήλη αναπαριστά μια μεταβλητή στην οποία φαίνονται οι παρατηρήσεις που είναι καταχωρημένες.

Τα περιγραφικά μέτρα χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες. Είναι μέτρα κεντρικής τάσης ή θέσης, μέτρα διασποράς και μέτρα ασυμμετρίας και κύρτωσης.

Η πρώτη κατηγορία, δηλαδή τα μέτρα θέσης δίνουν πληροφορίες για τις κεντρικές τιμές του δείγματος. Κάποιες απ' αυτές είναι ο μέσος, η διάμεσος, η επικρατούσα τιμή καθώς και τα εκατοστημόρια. Οι συγκεκριμένες έννοιες, όπως είναι προφανές έχουν πάρει την ονομασία τους από τις αντίστοιχες στα μαθηματικά. Έτσι η διάμεσος είναι η τιμή που χωρίζει τις παρατηρήσεις στη μέση και η κορυφή της είναι η τιμή με την συχνότερη εμφάνιση. Τα εκατοστημόρια είναι διάφορες τιμές του δείγματος οι οποίες χωρίζουν το δείγμα σε συγκεκριμένα συνήθως σημεία. Για παράδειγμα το πρώτο τεταρτημόριο είναι η τιμή του δείγματος που έχει την ιδιότητα το 25% των παρατηρήσεων να βρίσκεται κάτω από αυτή την τιμή. Ούτω καθεξής και για το δεύτερο τεταρτημόριο που χωρίζει το δείγμα στη μέση και το τρίτο στο 75% των παρατηρήσεων.

Τα μέτρα διασποράς δίνουν πληροφορίες για το πώς εκτείνονται οι παρατηρήσεις γύρω από το κέντρο τους. Και εδώ έχουμε μαθηματικές έννοιες όπως είναι το εύρος, η τυπική απόκλιση, η διακύμανση, ο συντελεστής μεταβλητότητας και το ενδοτεταρτημοριακό εύρος. Ο συντελεστής μεταβλητότητας όπως και στα μαθηματικά έτσι και εδώ ορίζεται ως το πηλίκο της τυπικής απόκλισης με το μέσο πολλαπλασιασμένο %.

Τα μέτρα ασυμμετρίας και κύρτωσης είναι ο συντελεστής ασυμμετρίας και ο συντελεστής κύρτωσης αντίστοιχα. Είναι μέτρα που αφορούν στη μορφή της κατανομής των δεδομένων.

Εάν επιλέξουμε την εντολή Analyze και στη συνέχεια descriptive statistics και ακολούθως την επιλογή descriptives εμφανίζεται ένα παράθυρο. Στα δύο τετράγωνα που περιέχονται στο παράθυρο, από το πρώτο επιλέγουμε τις μεταβλητές των οποίων τα περιγραφικά μέτρα θέλουμε να εμφανιστούν και τις μεταφέρουμε στο δεύτερο. Με την υπάρχουσα εντολή options, δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να επιλέξει αυτός ποια περιγραφικά μέτρα θέλει να εμφανιστούν. Με την επιλογή save standardized values as variables, το σύστημα δημιουργεί μια νέα στήλη για την μεταβλητή που έχει επιλεγεί, η οποία περιέχει τις τυποποιημένες τιμές της μεταβλητής. Αυτές οι τυποποιημένες τιμές, είναι οι ίδιες τιμές μετασχηματισμένες με τρόπο, έτσι ώστε να έχουν μέση τιμή ίση με το 0 και διακύμανση ίση με την μονάδα. Ο τύπος μετασχηματισμού είναι  $(X - \mu) / \sigma$ . το X συμβολίζει την τιμή της μεταβλητής, το  $\mu$  τον μέσο της μεταβλητής και το  $\sigma$  την τυπική απόκλιση. Εάν μετά από αυτά επιλέξουμε το OK εμφανίζεται ένα άλλο παράθυρο που ονομάζεται Output. Παράλληλα βγαίνει και ένα άλλο παράθυρο που περιέχει τις εντολές που χρησιμοποιεί το σύστημα ώστε να δημιουργήσει το output που θέλει ο χρήστης. Τα περιγραφικά μέτρα που εμφανίζονται τώρα είναι κατά σειρά : το πλήθος των στοιχείων (N), το εύρος (Range), το άθροισμα των τιμών των μεταβλητών (sum), ο μέσος (mean) και το τυπικό σφάλμα. Το εύρος υπολογίζεται ως η διαφορά της μικρότερης τιμής (minimum) από την μεγαλύτερη (maximum). Ο συντελεστής ασυμμετρίας (skew ness) δίνει πληροφορίες για την ασυμμετρία της κατανομής των δεδομένων. Αν οι τιμές είναι κοντά στο 0 παρέχουν ενδείξεις ότι η κατανομή των παρατηρήσεων είναι συμμετρική. Σε περίπτωση, όμως που οι τιμές είναι αρνητικές, έχουμε την ένδειξη ότι η κατανομή παρουσιάζει αρνητική ή «αριστερή» συμμετρία. Και τέλος όταν βεβαίως έχουμε θετικές τιμές τότε σημαίνει ότι η κατανομή παρουσιάζει θετική συμμετρία. Όταν έχουμε κατανομή

με θετική συμμετρία ο μέσος των παρατηρήσεων είναι μεγαλύτερος από τη διάμεσο η οποία, με τη σειρά της είναι μεγαλύτερη από την κορυφή. Το ακριβώς αντίθετο συμβαίνει στην περίπτωση της αρνητικής ασυμμετρίας. Σε περίπτωση της συμμετρικής κατανομής αυτά τα τρία ταυτίζονται.

Επιλέγοντας την εντολή Analyze και μετά descriptive statistics και στη συνέχεια frequencies θα εμφανιστεί στην οθόνη του χρήστη ένα παράθυρο. Αν σε αυτό το παράθυρο τώρα επιλέξουμε την επιλογή charts θα εμφανιστούν κάποια γραφήματα . Αν επιλέξουμε την επιλογή statistics θα εμφανιστεί ένα νέο παράθυρο στο οποίο θα υπάρχουν διάφορες επιλογές εμφάνισης των περιγραφικών μέτρων. Κάποια απ' αυτά είναι η κεντρική τάση, η διασπορά, η κατανομή καθώς και τα ποσοτικά σημεία. (ΤΣΑΓΚΡΗΣ ΜΙΧΑΗΛ 2008)

#### 4.7 ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑΤΑ

Πριν αναφερθούμε στον τρόπο εμφάνισης των ιστογραμμάτων στο SPSS καλό θα ήταν να δούμε τι είναι αυτό που ονομάζουμε ιστόγραμμα. Έστω ότι έχουμε κάποιες τιμές από μια ποσοτική μεταβλητή. Αν το πλήθος των τιμών είναι πολύ μεγάλο μπορούμε να το εμφανίσουμε διαγραμματικά με το ιστόγραμμα συχνοτήτων. Έτσι στον οριζόντιο άξονα τοποθετούνται οι κλάσεις των τιμών (οι ομάδες δηλαδή που έχουμε κατηγοριοποιήσει) και στον κάθετο άξονα οι συχνότητες εμφάνισης των τιμών, που κι αυτές είναι ομαδοποιημένες. Με αυτόν τον τρόπο δημιουργούνται κάποια ορθογώνια (τα ιστογράμματα), το μήκος των οποίων ισούται με το εύρος των τιμών που έχουν συμπεριληφθεί σε κάθε ιστόγραμμα.

Η πιο γνωστή από τις κατανομές είναι η κανονική κατανομή ή όπως αναφέρεται συχνά κατανομή του Gauss μιας και ήταν η κατανομή που μελέτησε περισσότερο, ο γνωστός Γερμανός μαθηματικός. Η κανονική κατανομή είναι

συμμετρική και μεσόκυρτη άρα ισχύει ότι η διάμεσος, η επικρατούσα τιμή καθώς και η μέση τιμή της ταυτίζονται.

Στο SPSS τα ιστογράμματα τα δημιουργούμε με την επιλογή Graphs. Υπάρχουν δύο τρόποι για να επιτευχθεί αυτό. Ο πρώτος είναι μετά την επιλογή Graphs επιλέγουμε Interactive και στη συνέχεια Histogram. Τότε θα εμφανιστεί ένα παράθυρο που περιέχει τις μεταβλητές και τις κατηγορίες που θα επιλέξουμε και θα θέλουμε εμείς να εμφανίζονται στο ιστόγραμμα. Επίσης υπάρχουν επιλογές που το σύστημα μας δίνει την δυνατότητα να επιλέξουμε αν το ιστόγραμμα θα είναι σε κατακόρυφη ή σε οριζόντια μορφή, καθώς και επιλογή για το αν το ιστόγραμμα θα βρίσκεται σε δισδιάστατο ή τρισδιάστατο χώρο. Επίσης μπορούμε μέσω της επιλογής title να βάλουμε εμείς τον τίτλο που θέλουμε στο ιστόγραμμά μας, όπως και μέσω της επιλογής normal curve να διαλέξουμε αν θέλουμε ή όχι να εμφανίζεται η γραμμή κανονικής κατανομής στο ιστόγραμμα μας.

Ο δεύτερος τρόπος δημιουργίας ιστογραμμάτων είναι πάλι από την επιλογή Graphs. Αυτή τη φορά επιλέγουμε legacy dialogs και μετά histogram. Εμφανίζεται εκ νέου ένα άλλο παράθυρο που περιέχει τις ίδιες περίπου εντολές με αυτές του προηγούμενου τρόπου. Το κακό με τους δύο αυτούς τρόπους είναι το ότι δεν δίνεται η δυνατότητα κατασκευής δύο ιστογραμμάτων με μια επιλογή μόνο.

Υπάρχει και ένας τρίτος τρόπος δημιουργίας ιστογραμμάτων που γίνεται μέσω της επιλογής analyze. Στη συνέχεια επιλέγουμε descriptive statistics και μετά frequencies και εμφανίζεται ένα παράθυρο. Τώρα αν επιλέξουμε charts εμφανίζεται ένα νέο παράθυρο. Σε αυτό το παράθυρο εμφανίζονται οι μεταβλητές για τις οποίες θέλουμε να εμφανιστούν τα περιγραφικά μέτρα. Συνεπώς πρέπει ο χρήστης να έχει περάσει μια τουλάχιστον μεταβλητή για να εμφανιστεί το ιστόγραμμα συχνοτήτων της. Στη συνέχεια επιλέγουμε την επιλογή Histogram και αν θέλουμε να εμφανίζεται η καμπύλη γραμμή της κανονικής κατανομής επιλέγουμε και την εντολή with normal curve. Το

πλεονέκτημα σε αυτή την περίπτωση δημιουργίας ιστογραμμάτων είναι ότι, σε αντίθεση με τους δύο προηγούμενους τρόπους που μελετήσαμε, έχουμε πλέον την δυνατότητα να εμφανίσουμε το ιστόγραμμα συχνοτήτων για περισσότερες από μια μεταβλητές. (ΤΣΑΓΚΡΗΣ ΜΙΧΑΗΛ 2008)

#### 4.8 ΚΥΚΛΙΚΑ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ

Τα κυκλικά διαγράμματα μπορούμε να τα εμφανίσουμε στο σύστημα με την επιλογή `graphs` και στη συνέχεια να επιλέξουμε `interactive` και μετά την επιλογή `pie`. Τότε εμφανίζεται ένα κυκλικό διάγραμμα που περιέχει τις μεταβλητές που του ζητήσαμε μέσω της προηγούμενης εντολής. Το μειονέκτημα είναι ότι δεν εμφανίζει το ποσοστό των παρατηρήσεων που του ζητήθηκε. Για να το πετύχουμε αυτό στην επιλογή `pie` βρίσκουμε μια παράμετρο που λέει `simple`. Εκεί εμφανίζεται ένα νέο παράθυρο όπου μπορούμε να επιλέξουμε την κατηγορία μεταβλητή της οποίας τις τιμές θέλουμε να εμφανιστούν στο κυκλικό διάγραμμα. Εκεί βρίσκεται ένα λευκό κουτί με την ονομασία `slice by`. Τσεκάροντας την επιλογή `pie` οδηγούμαστε σε ένα νέο παράθυρο όπου επιλέγουμε την εμφάνιση των ποσοστών (`percent`) και με την επιλογή `location` επιλέγουμε να βρίσκονται τα νούμερα μέσα και τα ποσοστά έξω.

#### 4.9 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΑ ΔΙΑΣΠΟΡΑΣ

Στο σύστημα που εξετάζουμε, δηλαδή το SPSS υπάρχουν δύο διαθέσιμοι τρόποι για να κατασκευαστούν τα διαγράμματα διασποράς. Ο πρώτος και συνηθισμένος είναι από την επιλογή `Graphs`. Στη συνέχεια επιλέγουμε `legacy dialogs` και μετά `scatter/dot`. Στη συνέχεια θα εμφανιστεί ένα παράθυρο. Εκεί επιλέγουμε την εντολή που λέει `simple scatter` και μετά μια άλλη που λέει `define` έτσι ώστε να οδηγηθούμε σε ένα νέο παράθυρο που θα ορίσουμε τις μεταβλητές που θα απεικονίζονται στο διάγραμμα διασποράς καθώς και αυτές που θέλουμε να δημιουργήσουμε. Εκεί υπάρχει, επίσης επιλογή που μπορεί ο χρήστης να δώσει όνομα στο διάγραμμα (`title`), καθώς και άλλη επιλογή που δίνεται η δυνατότητα, αν επιθυμούμε να μην φαίνονται οι εκλιπούσες τιμές (από την επιλογή `option`).

Ο δεύτερος τρόπος, όπως είπαμε για την δημιουργία αυτών των συγκεκριμένων διαγραμμάτων, είναι ξανά από την επιλογή graphs με την διαφορά ότι τώρα επιλέγουμε interactive και μετά scatter plot. Τότε εμφανίζεται ένα παράθυρο. Στο συγκεκριμένο παράθυρο εμφανίζονται δύο λευκά κουτάκια που μπορούμε να περάσουμε τις μεταβλητές που θέλουμε. Τα κουτιά αυτά είναι τοποθετημένα πάνω σε δύο βελάκια, το ένα κατακόρυφο και το άλλο οριζόντιο που συμβολίζουν, τη θέση των μεταβλητών πάνω στον άξονα. Με την υπάρχουσα εντολή fit οδηγούμαστε σε ένα νέο παράθυρο όπου επιλέγουμε την εντολή regression. Αν θέλουμε στο διάγραμμά μας να υπάρχει τίτλος αυτό το πετυχαίνουμε μέσω της εντολής option.

#### 4.10 ΓΡΑΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

Η γραμική παλινδρόμηση χωρίζεται σε δύο κατηγορίες και αυτές είναι η απλή και η πολλαπλή γραμική παλινδρόμηση.

##### A) ΑΠΛΗ ΓΡΑΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

Για να εμφανίσουμε το σχεδιάγραμμα της απλής γραμικής παλινδρόμησης πηγαίνουμε από την επιλογή analyze. Στη συνέχεια επιλέγουμε regression και τέλος linear. Εκεί εμφανίζεται ένα παράθυρο το οποίο περιέχει διάφορες επιλογές. Η πρώτη από αυτές είναι η επιλογή με τον τίτλο depended, όπου εκεί περνάμε την εξαρτημένη μεταβλητή, ενώ στην επιλογή που υπάρχει στη συνέχεια με τίτλο independed την ανεξάρτητη. Αυτό που θέλουμε να πετύχουμε είναι να δούμε την επίδραση της ανεξάρτητης μεταβλητής πάνω στην εξαρτημένη. Με την επιλογή που υπάρχει πιο κάτω statistics μπορούμε να δούμε, αν βέβαια ξέρουμε την σειρά με την οποία έγιναν οι μετρήσεις, το τεστ των Darbin-Watson, το οποίο χρησιμοποιείται για τον έλεγχο ύπαρξης σειριακής συσχέτισης των καταλοίπων. Στη συνέχεια με την επιλογή save εμφανίζεται ένα νέο παράθυρο όπου επιλέγουμε αν θέλουμε να σώσουμε τις μη τυποποιημένες εκτιμηθείσες τιμές. Με την υπάρχουσα επιλογή plots μπορούμε να κατασκευάσουμε τα απαραίτητα διαγράμματα ελέγχου των υποθέσεων, αντί

να επιλέξουμε να σωθούν οι μη τυποποιημένες τιμές από την επιλογή save, όπως είπαμε. Θα χρειαστούν όμως να σωθούν και αυτές οι τιμές ώστε να μπορέσουμε να δημιουργήσουμε τον πίνακα του συντελεστή προσδιορισμού και τον πίνακα ανάλυσης διακύμανσης.

- ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΗ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΥ

Στον συγκεκριμένο πίνακα έχουμε την τιμή R που είναι η απόλυτη τιμή του συντελεστή γραμμικής συσχέτισης ενώ το R-square είναι το τετράγωνο του συντελεστή γραμμικής συσχέτισης και ονομάζεται συντελεστής προσδιορισμού, ο οποίος φανερώνει το ποσοστό της μεταβλητότητας των δεδομένων. Η τιμή adjusted R Square είναι ο προσαρμοσμένος συντελεστής ο οποίος λαμβάνει υπ' όψιν του και το μέγεθος του δείγματος.

- ΠΙΝΑΚΑΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗΣ

Ο συγκεκριμένος πίνακας βασίζεται στο F-test και ελέγχει αν όλοι οι παράμετροι του μοντέλου είναι 0 ή αν έστω και ένας είναι διάφορος του. Ο συντελεστής προσδιορισμού βρίσκεται από το πηλίκο της συνολικής διακύμανσης των μοντέλων και της διακύμανσης του μοντέλου που προσαρμόστηκε.

## B) ΠΟΛΛΑΠΛΗ ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

Η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται όταν έχουμε πολλές ανεξάρτητες μεταβλητές και θέλουμε να δούμε την επίδραση που θα έχουν, πάνω σε μια εξαρτημένη μεταβλητή. Η συνάρτηση της ευθείας θα είναι της μορφής:  $Y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + e_i$  όπου με  $n$  συμβολίζουμε το πλήθος των ανεξάρτητων μεταβλητών και με  $e_i$  αναφερόμαστε στο κατάλοιπο της  $i$ -οστής τιμής. Οι υποθέσεις που πρέπει να ικανοποιούνται είναι οι ίδιες με την απλή γραμμική. Μια απαραίτητη προϋπόθεση, που συνήθως είναι απαραίτητη σε όλα τα γραμμικά μοντέλα με περισσότερες από μια ανεξάρτητες μεταβλητές, είναι η έλλειψη συγγραμμικότητας. Η συγγραμμικότητα έγκειται στο γεγονός, όταν μια ανεξάρτητη μεταβλητή συσχετίζεται με μια άλλη ανεξάρτητη, δηλαδή όταν μέσω της μίας μπορούμε να εκτιμήσουμε τις τιμές της άλλης. Επομένως η



ύπαρξη και των δύο τιμών στο μοντέλο είναι αδύνατη. Οι τρόποι που υπάρχουν στο σύστημα που μελετούμε για την αποφυγή τέτοιων καταστάσεων είναι το VIF, η ύπαρξη υψηλών τιμών του συντελεστή γραμμικής συσχέτισης, το Added variable plot, και η παλινδρόμηση ανάμεσα σε ζεύγη ανεξαρτήτων μεταβλητών για τις οποίες υποψιαζόμαστε συγραμμικότητα.

Ο τρόπος για να δημιουργηθεί η πολλαπλή γραμμική απαλινρόμηση στο SPSS είναι ίδιος με τον τρόπο που ακολουθείται στην απλή γραμμική παλινρόμηση. Απλώς στην επιλογή που περάσαμε την ανεξάρτητη μεταβλητή στην απλή τώρα περνάμε όσες ανεξάρτητες μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν. (ΤΣΑΓΚΡΗΣ ΜΙΧΑΗΛ 2008)

#### 4.11 ΕΠΙΛΟΓΟΣ ΣΤΟ SPSS

Όπως είδαμε διεξοδικά το σύστημα SPSS είναι πολύ εύχρηστο για την παρακολούθηση των μοντέλων καθώς και όπως είδαμε για την δημιουργία πινάκων, ιστογραμμάτων, διαγραμμάτων και άλλων μαθηματικών εννοιών. Επίσης γίνεται πιο εύκολη η κατανόηση μαθηματικών εννοιών, όσων αφορά περιπτώσεις όπως οι πιθανότητες, οι καμπύλες πιθανοτήτων και άλλα.

## **5.ΤΟ ΠΑΚΕΤΟ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ E-VIEWS**

### 5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το πακέτο E-views είναι μια εφαρμογή των Windows, που όπως και το spss έχει έντονο στατιστικό χαρακτήρα. Σκοπός της είναι η ανάλυση οικονομικών δεδομένων, παρουσίαση αποτελεσμάτων σε γραμμική μορφή και η κατασκευή οικονομετρικών υποδειγμάτων τα οποία χρησιμοποιούνται, σε διάφορες εφαρμογές, όπως π.χ για ανάλυση πολιτικής ή διάφορες προσομοιώσεις. Το πακέτο περιλαμβάνει τεχνικές εκτίμησης οικονομικών υποδειγμάτων, μεθόδους για προβλέψεις και γραφικά καθώς και μη παραμετρικές μεθόδους για εκτίμηση διαφορών συναρτήσεων, όπως π.χ πυκνότητας, πιθανότητας κτλ. Χρησιμοποιείται κυρίως όταν πρέπει να αναλυθούν οικονομικές χρονολογικές σειρές σε ένα επίπεδο ανάλυσης που υπερβαίνει την απλή στατιστική ανάλυση.

Κατά κύριο λόγο η πορεία που ακολουθείται συνήθως για όσους χρησιμοποιούν το συγκεκριμένο πακέτο είναι η εξής:

1. συλλογή και φύλαξη των οικονομικών στοιχείων
2. σκοπός της εργασίας, με βάση την οικονομική θεωρία
3. κατασκευή ενός υποδείγματος για τον έλεγχο της θεωρίας
4. χρήση του πακέτου για την εκτίμηση των αγνώστων παραμέτρων με βάση τα υπάρχοντα στοιχεία
5. χρήση του πακέτου για τον έλεγχο της θεωρίας σε συγκεκριμένο δείγμα και διερεύνηση του κατά πόσο η θεωρία είναι συμβατή με τα διαθέσιμα στοιχεία
6. διερεύνηση τυχόν αδυναμιών του υποδείγματος και αναθεώρησή του. Επιστροφή στο βήμα 4 αν κριθεί απαραίτητο αλλιώς συνέχεια και συζήτηση των εξαγόμενων συμπερασμάτων και αποτελεσμάτων.

## 5.2 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΣΤΟ E-views

Για να επιτευχθεί αυτό, στο πακέτο που είναι ήδη εγκατεστημένο στα windows, από το μενού των επιλογών επιλέγουμε πρώτα file στη συνέχεια new και μετά την επιλογή workfile. Με αυτές τις επιλογές δηλώνουμε στο σύστημα ότι θα πρέπει να δημιουργηθεί ένα νέο αρχείο εργασίας. Στον πίνακα που εμφανίζεται ο οποίος είναι ο πίνακας επιλογών του workfile θα πρέπει να οριστεί το είδος των σειρών καθώς και το εύρος στο οποίο κυμαίνονται τα στοιχεία. Έτσι π.χ αν υπάρχουν 10 παρατηρήσεις θα επιλέξουμε τις εντολές start observation και end observation και θα πληκτρολογηθούν οι τιμές 1 και 10 αντίστοιχα. Αν υπήρχαν ετήσια στοιχεία θα έπρεπε να επιλεγεί η εντολή annual, η εντολή quarterly για τριμηνιαία στοιχεία, ενώ για μηνιαία η εντολή monthly.

## 5.3 ΤΟ ΜΕΝΟΥ FILE

Το συγκεκριμένο μενού περιέχει τις εξής επιλογές:

- New, όταν θέλουμε να ορίσουμε τα βασικά χαρακτηριστικά των σειρών που θα αναλυθούν, όταν δημιουργούμε μδία νέα βάση δεδομένων, ένα νέο πρόγραμμα, ή ένα νέο αρχείο ASCII.
- Open, έχει τις ίδιες ακριβώς επιλογές με την επιλογή new αλλά χρησιμοποιείται όταν θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε κάποια από τα ήδη υπάρχοντα αρχεία
- Save, που μπορούμε να αποθηκεύσουμε μια εφαρμογή
- Save as, αποθηκεύουμε ένα αρχείο δίνοντάς του εμείς όνομα και επιλέγοντας το directory στο οποίο θέλουμε να αποθηκευτεί
- Close, η επιλογή που κλείνει το τρέχον αρχείο
- Import, μια εντολή που μπορούμε να εισάγουμε στοιχεία στο πακέτο σε μια μορφή ποικιλίας όπως π.χ ASCII, Lotus και Excel.

- Export, η βασική χρήση της εντολής αυτής είναι να αποθηκεύσουμε κάποιες σειρές σε μορφή ASCII, Lotus και Excel.
- Print, η επιλογή που μπορούμε να εκτυπώσουμε το workfile
- Print set up, μια εντολή που μπορούμε να θέσουμε τα βασικά χαρακτηριστικά της εκτύπωσης, όπως π.χ αν θέλουμε εγχρωμη εκτύπωση κτλ
- Run, μια επιλογή που μας βοηθά να εκτελέσουμε προγράμματα που είχαμε αποθηκεύσει
- Exit, που είναι η επιλογή που εγκαταλείπουμε το πρόγραμμα

#### 5.4 ΑΝΑΓΝΩΣΗ ΚΑΙ ΒΑΣΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΖΗΤΗΣΗΣ

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο σκοπός είναι να δούμε πως εισάγονται στο πακέτο τα στοιχεία που πριν είχαν αποθηκευτεί στο DEMAND.DAT.

Στην αρχή επιλέγουμε file και μετά την επιλογή new και τέλος την εντολή workfile. Εμφανίζεται ένα παράθυρο το οποίο είναι η επιλογή workfile range. Εκεί τσεκάρουμε την εντολή undated or irregular και δίνουμε τις τιμές 1 στο start date και 10 στο end date σε περίπτωση που οι παρατηρήσεις είναι 10. Για να εισαχθούν τα στοιχεία στο αρχείο χρησιμοποιούμε την σειρά εντολών: πρώτα file μετά import και τέλος read text-lotus-excel. Στη συνέχεια από την επιλογή open ορίζουμε σε ποίο directory θα γίνει αναζήτηση του αρχείου με τα στοιχεία που θέλουμε. Με τη χρήση της επιλογής OK εμφανίζεται στην οθόνη η επιλογή ASCII text import. Εδώ μπορούμε να ασχοληθούμε με διάφορες επιλογές και εφαρμογές όπως π.χ να δώσουμε όνομα στις μεταβλητές ή να ορίσουμε πόσες μεταβλητές υπάρχουν στο αρχείο. Με τη χρήση της επιλογής OK εμφανίζεται μια οθόνη με την ονομασία workfile: untitled που περιέχει 4 μεταβλητές (c, resid, x, y). Αν θέλουμε να δούμε τα περιγραφικά στατιστικά μέτρα κάποιας μεταβλητής επιλέγουμε την σειρά που είναι και με δεξί κλικ επιλέγουμε open και στη συνέχεια as group και εμφανίζονται τα στοιχεία που

θέλουμε. Αν επιλέξουμε κατά σειρά τις εντολές view, descriptive stats, individual samples το πακέτο μας δίνει ορισμένα περιγραφικά στατιστικά μέτρα. Αν θέλουμε να εμφανίσουμε αυτά τα στοιχεία και διαγραμματικά επιλέγουμε τις εντολές view, graph, scatter και simple scatter. Η ένας δεύτερος τρόπος είναι από τις εντολές view, graph, scatter και scatter with regression.

## 5.5 Η ΕΠΙΛΟΓΗ VIEW

Όταν έχουμε κάνει τις ενέργειες που αναφέραμε παραπάνω και έχουμε καταφέρει, να δημιουργήσουμε ένα group με το μαρκάρισμα δύο ή και περισσότερων σειρών, από τους μεταβλητές, που θέλουμεμε την επιλογή view μπορούμε να πετύχουμε μια σειρά από επιλογές οι οποίες κατά σειρά είναι οι εξής:

- Group members –μας παρέχονται τα ονόματα των σειρών της ομάδας και τυχόν σχόλια που έχουμε ή θα δώσουμε για την κάθε σειρά
- Spreadsheet –μας επιστρέφει στον πίνακα με τις τιμές των σειρών
- Dated data table –μας παρέχει ένα πίνακα στον οποίο για κάθε μεταβλητή (π.χ για κάθε έτος) μας δίνει τις τιμές όλων των σειρών
- Graph –μας επιτρέπει να έχουμε διαγράμματα των σειρών για μια σειρά τύπων όπως line, bar, scatter, XY line, high-low, pie.
- Multiple graphs –μας παρέχει διαγράμματα για όλες τις σειρές της ομάδας και ταυτόχρονα για μια σειρά τύπων που είναι οι ίδιοι με την απλή επιλογή graph
- Descriptive stats –μας παρέχει μια σειρά περιγραφικών στατιστικών όπως μέσοι, διακυμάνσεις, ιστογράμματα κλ.
- Tests of equality –μας παρέχει την δυνατότητα να διεξάγουμε ελέγχους ισότητας των μέσων, διακυμάνσεων ή διαμέσων για έναν συγκεκριμένο αριθμό σειρών

- Correlations –μας παρέχει τους συντελεστές συσχέτισης των σειρών. Οι συγκεκριμένοι συντελεστές μας δίνουν ένα μέτρο του πόσο ισχυρή είναι η εξάρτηση δύο σειρών.
- Covariances –μας παρέχει τους συντελεστές διακύμανσης των σειρών. Και αυτοί οι συντελεστές μπορούν να δείξουν πόσο ισχυρή είναι η σχέση δύο σειρών.
- Correlogram –η εντολή αυτή δέχεται μια ορισμένη σειρά και μας δίνει ένα διάγραμμα που απεικονίζει τη συσχέτιση των τρεχουσών τιμών της σειράς με τις παρελθούσες τιμές της.
- Label –μας δίνει μια περιγραφή της ομάδας.

## 5.6 ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ ΤΟΥ WORKFILE

Το workfile μπορεί να αποθηκευτεί με τη χρήση του file και μετά save as και την εισαγωγή μιας ονομασίας. Το workfile είναι ένα σύνολο αντικειμένων όπως γραφικά κτλ. Συνεπώς αποθηκεύεται με αυτή τη μορφή και όταν το χρειαστούμε ξανά με αυτή τη μορφή θα το ανοίξουμε και θα έχουμε στη διαθεσή μας και όλα τα αντικείμενα που εφαρμόσαμε.

## 5.7 ΤΡΟΠΟΠΟΙΗΣΗ ΚΑΙ ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ ΓΡΑΦΙΚΩΝ

Μια από τις σημαντικές ιδιότητες του E-views είναι η χρήση των γραφικών με πολύ εύχρηστο και ικανοποιητικό τρόπο που είναι παρόμοιος με άλλα πακέτα που χρησιμοποιούν τα ίδια γραφικά όπως το excel.

Για να βάλουμε τον τίτλο στο γραφικό που έχουμε χρησιμοποιούμε τις εντολές Freeze- add text. Στη συνέχεια αν θέλουμε ο τίτλος μπορεί να μετακινηθεί σε οποιοδήποτε σημείο εντός ή και εκτός

του γραφικού απλώς και μόνο με το ποντίκι. Επίσης μπορούμε να αλλάξουμε το φόντο ή και το μέγεθος του γραφικού με δεξιά κλικ πάνω στο γραφικό και χρησιμοποιώντας την υπάρχουσα εντολή fonts. Το διάγραμμα αποθηκεύεται σαν αντικείμενο αν θέλουμε με την επιλογή Freeze-name.

Υπάρχει και μια άλλη επιλογή στην οποία αν έχουμε ήδη δημιουργήσει κάποια διαγράμματα μπορούμε να τα χρησιμοποιήσουμε σε ένα καινούριο εισάγωντάς τα με την επιλογή view στη συνέχεια open selected και τέλος one window. Επίσης κάποιο από τα διαγράμματα μπορεί να μεταφερθεί στο word για περαιτέρω επεξεργασία.

## 5.8 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΟΙ ΕΛΕΓΧΟΙ ΥΠΟΘΕΣΕΩΝ

Οι έλεγχοι των βασικών στατιστικών υποθέσεων γίνονται αυτόματα στο E-views χωρίς να χρειάζεται ο υπολογισμός των στατιστικών ελέγχου των κριτικών τιμών ή των p-τιμών και έτσι είναι πιο εύκολο για κάποιον να επικεντρωθεί στη λογική και τα αποτελέσματα των ελέγχων παρά τις λεπτομέρειες των υπολογισμών.

1. Έλεγχος της διακύμανσης ( ο έλεγχος της διακύμανσης γίνεται στο E-Views όταν στον πίνακα ελέγχου ορίζουμε μόνο την τιμή της διακύμανσης. Αν βάλουμε και την τιμή του μέσου τότε το πακέτο θα κάνει δύο ξεχωριστούς ελέγχους έναν για τον μέσο και έναν για την διακύμανση)
2. Έλεγχος ισότητας δύο μέσων ( για να μπορέσουμε στο πακέτο που εξετάζουμε να δούμε αν δύο μέσοι είναι ίσοι δίνουμε την εντολή show before after και στην συνέχεια ακολουθούμε την εξής σειρά εντολών. Πρώτα επιλέγουμε view και στη συνέχεια tests of equality. Στον πίνακα που

εμφανίζεται και ονομάζεται πίνακας επιλογών, επιλέγουμε mean και βλέπουμε τα αποτελέσματα που θέλαμε)

3. Έλεγχος ισότητας δύο διακυμάνσεων ( για να πραγματοποιηθεί ο συγκεκριμένος έλεγχος ακολουθούμε την σειρά εντολών, πρώτα view και μετά tests of equality και στον πίνακα επιλογών που εμφανίζεται επιλέγουμε variance και βλέπουμε τα επιθυμητά αποτελέσματα)
4. Έλεγχος ισότητας δύο μέσων ή δυο διακυμάνσεων σε μια ενιαία σειρά ( πολλές φορές όταν τα στοιχεία βρίσκονται ταξινομημένα σε μια ενιαία σειρά, θέλουμε να δούμε αν οι μέσοι είναι ίσοι με βάση κάποια συγκεκριμένη ταξινόμηση. Η σειρά εντολών που ακολουθούμε σε αυτή την περίπτωση είναι η εξής: πρώτα επιλέγουμε view στη συνέχεια tests for descriptive stats και τέλος equality tests by classification και στη συνέχεια επιλέγουμε αν θέλουμε έλεγχο των μέσων ή των διακυμάνσεων.)
5. Έλεγχοι περισσότερων μέσων ή περισσότερων διακυμάνσεων ( για να μπορέσουμε να κάνουμε αυτό τον έλεγχο χρειάζεται πρώτα να δημιουργήσουμε κάποια group με τις αποδόσεις των μεταβλητών που χρησιμοποιούμε και να δώσουμε τις ακόλουθες εντολές: πρώτα επιλέγουμε την ομάδα των μεταβλητών που θα εξετάσουμε κάνοντας διπλό κλικ. Έπειτα την εντολή view και μετά tests of equality. Ο έλεγχος αυτός είναι η επέκταση του στατιστικού ελέγχου δύο μέσων και συνήθως έχει την F-κατανομή.



## 5.9 ΕΠΙΛΟΓΟΣ ΣΤΟ E-VIEWS

Όπως είδαμε το e-views αποτελεί ένα σημαντικό εργαλείο στα χέρια κάποιου που θέλει να ασχοληθεί με την στατιστική, καθώς οι διάφορες εφαρμογές του είναι τόσο ποικίλες όσο και εύκολες στη χρήση. Κατά κάποιο τρόπο μπορούμε να πούμε ότι έχει πολλές ομοιότητες με το πακέτο στατιστικής SPSS15 κάτι που είναι λογικό μιας και μιλάμε για δύο πακέτα που έχουν τις ίδιες σχεδόν εφαρμογές και χρησιμοποιούνται για τον ίδιο λόγο. Δηλαδή για την εφαρμογή στατιστικών πράξεων. Αναλύοντας και τα δύο πακέτα, είδαμε ότι το πακέτο E-views είναι πιο εύχρηστο καθώς οι εφαρμογές του δίνονται με πιο απλό τρόπο, κάτι που βοηθά την χρησιμοποίησή του.

## **6) ΕΠΙΛΟΓΟΣ**

Κάπου εδώ φτάνουμε στο τέλος της εργασίας μας , η οποία είχε ως θέμα της τα μοντέλα αξιολόγησης των πιστωτικών κινδύνων. Αναλύσαμε κάποιες τεχνικές που έχουν γίνει κατά καιρούς από διάφορους οικονομολόγους και έμπειρους αναλυτές καθώς και άλλα διάφορα τεστ που έχουν πραγματοποιηθεί για την εγκυρότερη λειτουργία των μοντέλων και την καλύτερη εξυπηρέτηση των επιχειρήσεων που τα χρησιμοποιούν. Αυτό που κρατάμε ως γενικότερο συμπέρασμα είναι το γεγονός ότι όλες ανεξαιρέτως οι επιχειρήσεις χρησιμοποιούν αυτά τα μοντέλα για να μπορέσουν να κρίνουν τα γεγονότα στην αγορά αλλά και τους κινδύνους που παραμονεύουν πίσω από κάθε μια ενέργεια της εταιρείας στην αγορά.

Πρέπει να τονίσουμε ότι η ανάλυση αυτών των μοντέλων είναι σημαντική για την εταιρεία καθώς χρησιμεύουν και σε άλλους τομείς της ζωής της επιχείρησης. Σε αυτό το σημείο να προσθέσουμε ότι ο πιστωτικός κίνδυνος μπορεί άμεσα να ταυτιστεί με την έννοια του επιχειρηματικού κινδύνου. Η έννοια του επιχειρηματικού κινδύνου ερμηνεύεται ως η πιθανότητα να μην πραγματοποιηθούν οι ευκαιρίες που διαβλέπονται στον ορίζοντα , καθώς επίσης και οι ανάλογες πιθανότητες να υλοποιηθούν οι απειλές οι οποίες τις περισσότερες φορές είναι κατά κύριο λόγο έντονες. Από ότι βλέπουμε ο ορισμός του επιχειρηματικού κινδύνου συμπίπτει σε μεγάλο βαθμό με τον ορισμό του πιστωτικού κινδύνου που είχαμε αναλύσει στην εισαγωγή μας.

Τελειώνοντας , πρέπει να τονίσουμε για τελευταία φορά πως κάθε επιχείρηση είναι σημαντικό να έχει έγκυρους αναλυτές και ελεγκτές ώστε να μπορεί να βρίσκεται κοντά στα γεγονότα της αγοράς , και να μπορεί να προβλέψει τους κινδύνους που εγκυμονούν πίσω από κάθε κίνησή της. Πολλές επιχειρήσεις και ειδικότερα αυτές που είναι εισηγμένες στο χρηματιστήριο αναλύουν ανά πάσα στιγμή τα δεδομένα της αγοράς και

έχουν υπευθύνους που έχουν ως πρωταρχικό καθήκον τους την ανάλυση των πιστωτικών κινδύνων που υπάρχουν στην αγορά. Η θέση αυτή είναι πολύ επισφαλής και επικίνδυνη καθώς πρέπει ο υπεύθυνος να μπορεί να ελέγχει και να αναλύει τα δεδομένα που υπάρχουν στην αγορά πριν από κάθε κίνηση της επιχείρησης έτσι ώστε να μην βρεθεί η επιχείρηση μπροστά σε δυσμενείς καταστάσεις για την ίδια την λειτουργία αλλά και το μέλλον της. Πολλές επιχειρήσεις έχουν κλείσει τον λειτουργικό κύκλο της ζωής τους κυρίως γι' αυτόν τον λόγο. Ότι δηλαδή δεν μπόρεσαν να ελέγξουν τα δεδομένα της αγοράς και να βρουν κατάλληλες λύσεις για τους επερχόμενους πιστωτικούς κινδύνους. Στη περίπτωση αυτή η χρήση των μοντέλων πιστωτικών κινδύνων, θα θεωρούνταν σωτήρια για την πορεία της επιχείρησης μέσα στον χρόνο.

## **7.ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

- 1. CREDIT SCORING-RETAIL BANKING (ΚΩΝ/ΝΟΣ ΚΟΤΣΗΣ 2003)**
- 2. ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΩΝ ΚΙΝΔΥΝΩΝ**
- 3. ( ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ-ΚΑΣΜΑ ΕΛΕΝΑ 2002)**
- 4. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΜΕ ΤΗΝ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΠΑΚΕΤΟΥ SPSS**
- 5. ( ΤΣΑΓΡΗΣ ΜΙΧΑΗΛ 2008)**
- 6. ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟ Ε-VIEWS (ΕΥΘΥΜΙΟΣ ΤΣΙΩΝΑΣ)**
- 7. CREDIT RISK: PRISING, MEASUREMENT AND MANAGEMENT  
(DARRELL D. &J.R. SINGLETON KENNETH 2003 PRINCETON  
UNIVERSITY PRESS. ISBN 978-0691090467)**
- 8. LUKAS D.J. 1995. DEFAULT CORRELATION AND CREDIT  
ANALYSIS.JURNAL OF FIXED INCOME (MARCH 1997)**
- 9. VASICEK O. 1997. CREDIT VALUATION. NET EXPOSURE 1 (1)**
- 10.ALTMAN E.I., SAUNDERS A. 1997. CREDIT RISK  
MEASUREMENT: DEVELOPMENTS OVER THE LAST 20 YEARS.  
JURNAL OF BANKING AND FINANCE 21, 1721-1742**
- 11.CANTOR R.PACKER F. 1994 THE CREDIT RATING INDUSTRY. IN:  
FEDERAL RESERVE BANK OF NEW YORK QUARTERLY  
REVIEW, SUMMER/FALL pp.1-26**
- 12.TREACY W.F., CAREY M. 1998. CREDIT RISK RATING AT LARGE  
US BANKS. IN: FEDERAL RESERVE BULLETIN 84.  
WASHINGTON , DC, pp.897-921**