



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ**

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

**«ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΠΡΟΤΥΠΟΠΟΙΗΣΗ σε ΣΥΓΧΡΟΝΕΣ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ και την ΟΙΚΟΝΟΜΙΑ»**

Η ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑ ΤΩΝ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ
ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ ΣΕ ΠΕΡΙΟΔΟΥΣ ΕΝΤΟΝΩΝ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΡΑΧΩΝ

Στάικου Ελένη

Αριθμός Μητρώου: 09316045

Ιωάννης Ντόκας: Επίκουρος Καθηγητής Τμήμα Οικονομικών Επιστημών ΔΠΘ
(Επιβλέπων)

Γεώργιος Γερονικολάου: Επίκουρος Καθηγητής Τμήμα Οικονομικών Επιστημών
ΔΠΘ (Μέλος)

Ελευθέριος Σπυρομήτρος: Αναπληρωτής Καθηγητής Τμήμα Οικονομικών
Επιστημών ΔΠΘ (Μέλος)

ΑΘΗΝΑ, ΜΑΪΟΣ 2020

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική αποτελεί την σκληρή προσπάθεια ενός έτους και πραγματοποιήθηκε σε μία απαιτητική φάση της ζωής μου στον επαγγελματικό τομέα, η πραγματοποίησή της ωστόσο θα ήταν αδύνατη χωρίς την καθοδήγηση και τις υποδείξεις του επιβλέποντα καθηγητή μου Ντόκα Ιωάννη.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ωστόσο και την οικογένειά μου για την στήριξή της σε όλη την διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας μου βοηθώντας με να ισορροπήσω μεταξύ επαγγελματικών και ακαδημαϊκών θεμάτων.

Στήριγμα επίσης αποτελέσαν οι φίλες μου Λακαφώση Ευφροσύνη και Πηγαδίτου Δήμητρα των οποίων η συμπαράσταση μου έδωσε ώθηση και δύναμη να προσπαθώ για το καλύτερο. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω και τον φίλο μου Ραδίμα Ιωάννη, για την θερμή υποστήριξή του στο πρόσωπό μου και την υπομονή που έδειξε ακόμα και κατά την διάρκεια δύσκολων περιόδων.

Περίληψη

Η μελέτη «Η αξιοπιστία των υποδειγμάτων πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας σε περιόδους έντονων οικονομικών διαταραχών» αποτελεί την διπλωματική εργασία της Στάικου Ελένης και διενεργήθηκε στο πλαίσιο του Διατμηματικού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών Χρηματοοικονομικής κατεύθυνσης με τίτλο «Μαθηματική Προτυποποίηση στις Σύγχρονες Τεχνολογίες και στην Οικονομία» στην Σχολή Εφαρμοσμένων Μαθηματικών και Φυσικών Επιστημών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η δημιουργία ενός μοντέλου πρόγνωσης εταιρικής αποτυχίας και βασίστηκε στην Πολυμεταβλητή Διακριτική Ανάλυση. Το δείγμα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε προήλθε από ελληνικές εταιρίες που ήταν εισηγμένες στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών κατά την περίοδο 2005-2018. Μέσω των δημοσιευμένων οικονομικών τους καταστάσεων, πραγματοποιήθηκε ο υπολογισμός διαφόρων χρηματοοικονομικών αριθμοδεικτών, η ταυτόχρονη επεξεργασία των οποίων πρόβαλλε χρήσιμα χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά μεταξύ υγιών και πτωχευμένων εταιριών.

Η ανάλυση πραγματοποιήθηκε μέσω του στατιστικού προγράμματος SPSS και δημιουργήθηκε μία διακριτική εξίσωση η οποία περιλάμβανε ως ανεξάρτητες μεταβλητές τους αριθμοδείκτες εκείνους που παρείχαν την υψηλότερη ικανότητα διάκρισης. Μέσω της εξίσωσης αυτής δίνεται η δυνατότητα πραγματοποίησης πρόβλεψης πτώχευσης έως και τέσσερα έτη πριν την εκδήλωση του φαινομένου αυτού.

Η έγκαιρη αναγνώριση των προειδοποιητικών μηνυμάτων για επικείμενη πτώχευση, λειτουργεί ως ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για τις επιχειρήσεις αφού δίνει την δυνατότητα στην διοίκηση της εταιρίας να αξιολογεί την χρηματοοικονομική κατάσταση της εταιρίας ανά πάσα στιγμή ώστε να πραγματοποιηθούν οι απαραίτητες διορθωτικές ενέργειες στο ενδεχόμενο μιας επερχόμενης πτώχευσης.

Λέξεις – Φράσεις Κλειδιά: Εταιρική Αποτυχία, Πρόβλεψη, Πτώχευση, Πολυμεταβλητή Διακριτική Ανάλυση, Χρηματοοικονομικοί Αριθμοδείκτες, Z-score

Abstract

The study entitled “Reliability of corporate failure prediction models during periods of intense financial disturbances”, is the diploma thesis of Staikou Eleni and was conducted for the purpose of the Interdisciplinary Postgraduate Specialization Programme, in the specialty of Financial Engineering, with the title “Mathematical Modeling in Modern Technologies and Financial Engineering”, organized by the School of Applied Mathematics and Physical Sciences of the National Technical University of Athens.

The purpose of this thesis was to create a model which would predict corporate failure and was based on Multivariate Discriminant Analysis. The data sample which was used, derived from Greek companies listed on the Athens Stock Exchange during the period 2005-2018. Through the officially published financial statements, various financial ratios were calculated and their simultaneous combination, revealed useful financial characteristics between bankrupt and non-bankrupt companies.

The analysis was performed via the statistical programme SPSS and a discriminant function was created which included as independent variables these ratios which provided the highest discrimination ability. Through that function, we were able to predict corporate failure, four years prior to bankruptcy.

Early acknowledgement of warning signs of bankruptcy is a very useful tool for the companies as it gives the opportunity to management of evaluating the financial state of a company at any moment so that the necessary corrective actions can be made under the possibility of bankruptcy.

Keywords: Corporate Failure, Prediction, Bankruptcy, Multivariate Discriminant Analysis, Financial Ratios, Z-score

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1-1 Κηρυχθείσες Πτωχεύσεις.....	19
Πίνακας 1-2 Περατωμένες επαληθεύσεις πτωχεύσεων, βεβαιωμένο ποσό παθητικού και σύνολο απασχολούμενων που φέρουν αξίωση (2005-2017).....	20
Πίνακας 1-3 Κηρυχθείσες πτωχεύσεις ανά νομική μορφή (2005-2017)	20
Πίνακας 1-4 Πτωχεύσεις ανά κλάδο οικονομικής δραστηριότητας (2005-2017)	21
Πίνακας 2-1 Κατάταξη βάσει Z-score	36
Πίνακας 3-1 Industry Classification Benchmark.....	70
Πίνακας 3-2 Εισηγμένες εταιρίες στο Χρηματιστήριο που πτώχευσαν κατά την περίοδο 2005-2018.....	71
Πίνακας 3-3 Κλίμακες εταιριών	73
Πίνακας 3-4 Περιγραφικά στατιστικά για τις Υγιείς εταιρίες	73
Πίνακας 3-5 Περιγραφικά στατιστικά για τις Πτωχευμένες εταιρίες	73
Πίνακας 3-6 Τελικό δείγμα εταιριών	74
Πίνακας 3-7 Εξεταζόμενοι Χρηματοοικονομικοί Αριθμοδείκτες.....	76
Πίνακας 4-1 Δείγμα Εξεταζόμενων Εταιριών.....	86
Πίνακας 4-2 Έλεγχος κανονικότητας αριθμοδεικτών Υγιών Εταιριών στο έτος -4.....	87
Πίνακας 4-3 Έλεγχος κανονικότητας αριθμοδεικτών Πτωχευμένων Εταιριών στο έτος -4 ...	88
Πίνακας 4-4 Έλεγχος ισότητας μέσω τιμών	137
Πίνακας 4-5 Έλεγχος ισότητας συνδιακυμάνσεων	138
Πίνακας 4-6 Μη τυποποιημένοι συντελεστές διακριτικής συνάρτησης	139
Πίνακας 4-7 Σκορ εταιριών με τους μη τυποποιημένους συντελεστές.....	140
Πίνακας 4-8 Έλεγχος στατιστικής σημαντικότητας της Διακριτικής Συνάρτησης	141
Πίνακας 4-9 Έλεγχος ισότητας των συνδιακυμάνσεων των διακριτικών μεταβλητών στις δύο ομάδες.....	141
Πίνακας 4-10 Κανονική συσχέτιση μεταξύ των διακριτικών βαθμολογιών και των ομάδων ταξινόμησης	142
Πίνακας 4-11 Έλεγχος σπουδαιότητας μεταβλητών.....	142
Πίνακας 4-12 Κεντροειδή διακριτικών βαθμολογιών.....	143
Πίνακας 4-13 Διακριτικοί συντελεστές εξισώσεων Fisher	143
Πίνακας 4-14 Ταξινόμηση παρατηρήσεων βάσει των εξισώσεων Fisher.....	144
Πίνακας 4-15 Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης.....	145
Πίνακας 4-16 Πιθανά όρια Γκρίζας Ζώνης	146
Πίνακας 4-17 Υπολογισμός Βέλτιστης Γκρίζας Ζώνης.....	147
Πίνακας 4-18 Αποτελέσματα με την εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης.....	148
Πίνακας 4-19 Αποτελέσματα ταξινόμησης μη κανονικοποιημένου δείγματος	149
Πίνακας 4-20 Αποτελέσματα ταξινόμησης μη κανονικοποιημένου δείγματος με την εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης	149
Πίνακας 4-21 Αποτελέσματα ταξινόμησης αρχικού δείγματος	150
Πίνακας 4-22 Αποτελέσματα ταξινόμησης αρχικού δείγματος με την εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης.....	150
Πίνακας 4-23 Σύγκριση αναλογίας επιτυχίας των εξεταζόμενων δειγμάτων στο ίδιο μοντέλο	152
Πίνακας 4-24 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας στο έτος -3	153
Πίνακας 4-25 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με την εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης στο έτος -3	154
Πίνακας 4-26 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας στο έτος -2	155

Πίνακας 4-27 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με την εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης στο έτος -2	155
Πίνακας 4-28 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας στο έτος -1	156
Πίνακας 4-29 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με την εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης στο έτος -1	156
Πίνακας 4-30 Ποσοστά πρόβλεψης για όλα τα έτη	156

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 2-1 Παράσταση λειτουργίας Νευρωνικού Δικτύου	53
Εικόνα 2-2 Δομή Νευρωνικού Συστήματος.....	53
Εικόνα 2-3 Δομή Συστήματος Finclas.....	61
Εικόνα 3-1 Υπερκλάδοι εταιριών	72
Εικόνα 4-1 Κατανομή μεταβλητής R3	89
Εικόνα 4-2 Μετατροπή μεταβλητής R3.....	90
Εικόνα 4-3 Μετατροπή μεταβλητής R3.....	90
Εικόνα 4-4 Κατανομή μεταβλητής R7	91
Εικόνα 4-5 Μετατροπή μεταβλητής R7.....	91
Εικόνα 4-6 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R7.....	92
Εικόνα 4-7 Κατανομή μεταβλητής R8	92
Εικόνα 4-8 Μετατροπή μεταβλητής R8.....	93
Εικόνα 4-9 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R8.....	93
Εικόνα 4-10 Κατανομή μεταβλητής R9	94
Εικόνα 4-11 Μετατροπή μεταβλητής R9.....	94
Εικόνα 4-12 Μετατροπή μεταβλητής R9.....	95
Εικόνα 4-13 Κατανομή μεταβλητής R12	95
Εικόνα 4-14 Μετατροπή μεταβλητής R12.....	96
Εικόνα 4-15 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R12.....	96
Εικόνα 4-16 Κατανομή μεταβλητής R13	97
Εικόνα 4-17 Μετατροπή μεταβλητής R13.....	97
Εικόνα 4-18 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R13.....	98
Εικόνα 4-19 Κατανομή μεταβλητής R18	98
Εικόνα 4-20 Μετατροπή μεταβλητής R18.....	99
Εικόνα 4-21 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R18.....	99
Εικόνα 4-22 Κατανομή μεταβλητής R19	100
Εικόνα 4-23 Μετατροπή μεταβλητής R19.....	100
Εικόνα 4-24 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R19.....	101
Εικόνα 4-25 Κατανομή μεταβλητής R22	101
Εικόνα 4-26 Μετατροπή μεταβλητής R22.....	102
Εικόνα 4-27 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R22.....	102
Εικόνα 4-28 Κατανομή μεταβλητής R23	103
Εικόνα 4-29 Μετατροπή μεταβλητής R23.....	103
Εικόνα 4-30 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R23.....	104
Εικόνα 4-31 Κατανομή μεταβλητής R24	104
Εικόνα 4-32 Μετατροπή μεταβλητής R24.....	105
Εικόνα 4-33 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R24.....	105

Εικόνα 4-34 Κατανομή μεταβλητής R25	106
Εικόνα 4-35 Μετατροπή μεταβλητής R25.....	106
Εικόνα 4-36 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R25.....	107
Εικόνα 4-37 Κατανομή μεταβλητής R29	107
Εικόνα 4-38 Μετατροπή μεταβλητής R29.....	108
Εικόνα 4-39 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R29.....	108
Εικόνα 4-40 Κατανομή μεταβλητής R1	109
Εικόνα 4-41 Μετατροπή μεταβλητής R1.....	110
Εικόνα 4-42 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R1.....	110
Εικόνα 4-43 Κατανομή μεταβλητής R2	111
Εικόνα 4-44 Μετατροπή μεταβλητής R2.....	111
Εικόνα 4-45 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R2.....	112
Εικόνα 4-46 Κατανομή μεταβλητής R5	112
Εικόνα 4-47 Μετατροπή μεταβλητής R5.....	113
Εικόνα 4-48 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R5.....	113
Εικόνα 4-49 Κατανομή μεταβλητής R9	114
Εικόνα 4-50 Μετατροπή μεταβλητής R9.....	114
Εικόνα 4-51 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R9.....	115
Εικόνα 4-52 Κατανομή μεταβλητής R12	115
Εικόνα 4-53 Μετατροπή μεταβλητής R12.....	116
Εικόνα 4-54 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R12.....	116
Εικόνα 4-55 Κατανομή μεταβλητής R13	117
Εικόνα 4-56 Μετατροπή μεταβλητής R13.....	117
Εικόνα 4-57 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R13.....	118
Εικόνα 4-58 Κατανομή μεταβλητής R14	118
Εικόνα 4-59 Μετατροπή μεταβλητής R14.....	119
Εικόνα 4-60 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R14.....	119
Εικόνα 4-61 Κατανομή μεταβλητής R17	120
Εικόνα 4-62 Μετατροπή μεταβλητής R17.....	120
Εικόνα 4-63 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R17.....	121
Εικόνα 4-64 Κατανομή μεταβλητής R18	121
Εικόνα 4-65 Μετατροπή μεταβλητής R18.....	122
Εικόνα 4-66 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R18.....	122
Εικόνα 4-67 Κατανομή μεταβλητής R19	123
Εικόνα 4-68 Κατανομή μεταβλητής R19	123
Εικόνα 4-69 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R19.....	124
Εικόνα 4-70 Κατανομή μεταβλητής R20	124
Εικόνα 4-71 Μετατροπή μεταβλητής R20.....	125
Εικόνα 4-72 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R20.....	125
Εικόνα 4-73 Κατανομή μεταβλητής R21	126
Εικόνα 4-74 Μετατροπή μεταβλητής R21.....	126
Εικόνα 4-75 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R21.....	127
Εικόνα 4-76 Κατανομή μεταβλητής R22	127
Εικόνα 4-77 Μετατροπή μεταβλητής R22.....	128
Εικόνα 4-78 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R22.....	128
Εικόνα 4-79 Κατανομή μεταβλητής R24	129
Εικόνα 4-80 Μετατροπή μεταβλητής R24.....	129
Εικόνα 4-81 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R24.....	130

Εικόνα 4-82 Κατανομή μεταβλητής R25	130
Εικόνα 4-83 Μετατροπή μεταβλητής R25.....	131
Εικόνα 4-84 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R25.....	131
Εικόνα 4-85 Κατανομή μεταβλητής R26	132
Εικόνα 4-86 Μετατροπή μεταβλητής R26.....	132
Εικόνα 4-87 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R26.....	133
Εικόνα 4-88 Κατανομή μεταβλητής R27	133
Εικόνα 4-89 Μετατροπή μεταβλητής R27.....	134
Εικόνα 4-90 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R27.....	134
Εικόνα 4-91 Κατανομή μεταβλητής R29	135
Εικόνα 4-92 Μετατροπή μεταβλητής R29.....	135
Εικόνα 4-93 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R29.....	136
Εικόνα 4-94 Αριθμοδείκτες διακριτικής συνάρτησης στην ομάδα των πτωχευμένων εταιριών	151
Εικόνα 4-95 Αριθμοδείκτες διακριτικής συνάρτησης στην ομάδα των υγιών εταιριών	151

Περιεχόμενα

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	7
_Τοc38384788	
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	13
1. ΕΤΑΙΡΙΚΗ ΑΠΟΤΥΧΙΑ.....	13
1.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	13
1.2. ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΟΥ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ	13
1.3. ΟΡΙΣΜΟΙ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ.....	15
1.4. ΕΛΛΗΝΙΚΟΣ ΠΤΩΧΕΥΤΙΚΟΣ ΚΩΔΙΚΑΣ.....	17
1.5. ΠΤΩΧΕΥΣΕΙΣ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ	19
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	23
2. ΒΑΣΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ	23
2.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	23
2.2. ΜΟΝΟΜΕΤΑΒΛΗΤΗ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ	23
2.2.1. Το μοντέλο του Beaver	23
2.2.2. Το μοντέλο του Wilcox	26
2.2.3. Το μοντέλο του Δείκτη Κινδύνου (Risk Index).....	27
2.3. ΠΟΛΥΜΕΤΑΒΛΗΤΗ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ (MULTIVARIATE DISCRIMINANT ANALYSIS)	28
2.3.1. Το μοντέλο Z-Score του Altman	29
2.3.2. Υπόδειγμα Zeta	36
2.3.3. Κριτική επί της μεθόδου Altman	40
2.3.4. Υπόδειγμα Springate.....	41
2.4. ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ ΥΠΟ ΣΥΝΘΗΚΗ (CONDITIONAL PROBABILITY MODELS)	41
2.4.1. Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Linear Probability Model, LPM)	42
2.4.2. Πολυμεταβλητά Υπό Συνθήκη Πιθανοτικά Μοντέλα (Multivariate Conditional Probability Models).....	44
2.5. ΝΕΟΤΕΡΑ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ.....	49
2.5.1. Το μοντέλο του Shumway.....	50
2.5.2. ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ (NEURAL NETWORKS-NNs).....	52
2.5.3. ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ (DECISION SUPPORT SYSTEMS-DSS).....	57
2.6. ΝΕΟΤΕΡΕΣ ΕΡΕΥΝΕΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΕΙΚΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ	61
2.6.1. Το μοντέλο του Jardin	61
2.6.2. Το μοντέλο των Bateni και Asghari.....	65
3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....	68
3.1. ΣΥΛΛΟΓΗ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ ΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ	68
3.2. ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΩΝ	75
3.3. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ	78
3.4. ΣΤΑΔΙΑΚΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ	79
4. ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ	85
4.1. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....	85
4.2. ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ	152
4.2.1. Σύγκριση αποτελεσμάτων με χρήση τροποποιημένων δειγμάτων στο ίδιο μοντέλο	152
4.2.2. Μακροπρόθεσμη προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου	153
5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	157

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η έννοια της εταιρικής αποτυχίας ή αλλιώς πτώχευσης ιχνηλατείται πολλά έτη πριν, στην εποχή του δωδεκαδέλτου στην αρχαία Ρώμη. Με το πέρασμα των χρόνων η έννοια τούτη συνδέθηκε με την αφερεγγυότητα, την έλλειψη ρευστότητας και κερδοφορίας, ώστε στην σημερινή εποχή να εκφράζεται επίσημα με την νομική έννοια της πτώχευσης. Οι αναρίθμητοι ορισμοί που έχουν δοθεί για αυτή και οι οποίοι διαφέρουν από χώρα σε χώρα, προκαλούν σύγχυση στους ερευνητές ως προς την ορθότερη επιλογή. Ωστόσο κοινό παρονομαστή αποτελεί η ταύτιση της χρηματοοικονομικής αποτυχίας με την νομική έννοια της πτώχευσης, όπως αυτή ορίζεται από τις σχετικές διατάξεις του Πτωχευτικού Κώδικα και εφόσον η παρούσα έρευνα πραγματοποιήθηκε για τις ελληνικές επιχειρήσεις, υπάρχει και ομοιογένεια του όρου.

Οι απανωτές πτωχεύσεις που έχουν συμβεί κατά την διάρκεια της οικονομικής κρίσης που πλήττει την τελευταία δεκαετία την χώρα μας, έχουν παρακινήσει Έλληνες ερευνητές να ασχοληθούν με την πρόγνωση της εταιρικής αποτυχίας, η οποία εδώ και δεκαετίες απασχολούσε τον ακαδημαϊκό και μη χώρο, σε παγκόσμιο επίπεδο. Οι κύριες αιτίες της χρηματοοικονομικής αποτυχίας προέρχονται τόσο από ενδογενείς παράγοντες όπως είναι η αναποτελεσματική διοίκηση, όσο και από εξωγενείς παράγοντες όπως είναι η τεχνολογική εξέλιξη.

Οι οικονομικές καταστάσεις των επιχειρήσεων με την βοήθεια της χρηματοοικονομικής θεωρίας οδήγησαν σε διάφορες μεθοδολογικές προσεγγίσεις ώστε να εντοπιστεί ο κίνδυνος προκειμένου στην συνέχεια να αντιμετωπιστεί. Οι τεράστιες αλλαγές στο παγκόσμιο οικονομικό περιβάλλον έχουν εντείνει το ενδιαφέρον για τον προσδιορισμό ενός μοντέλου που θα πετυχαίνει την πρόβλεψη της αποτυχίας.

Η χρηματοοικονομική αποτυχία δεν επέρχεται ξαφνικά με την εμφάνιση των πρώτων δυσχερειών αλλά είναι μία ολόκληρη διαδικασία στην οποία οι πρώτες δυσχέρειες αποτελούν ενδείξεις ή αλλιώς προειδοποιητικά σημάδια για μια επερχόμενη αποτυχία που συμβαίνει σταδιακά. Η πρόβλεψη επομένως της εταιρικής αποτυχίας είναι ζωτικής σημασίας, καθώς βοηθάει στο να αναγνωριστούν έγκαιρα οι αρχικές ενδείξεις και να προλάβει η εκάστοτε εταιρία να λάβει διορθωτικά μέτρα ώστε να αποτραπεί το ενδεχόμενο της πτώχευσης.

Έτσι, η πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας εξελίχθηκε σε κύριο ερευνητικό πεδίο ώστε να προσδιοριστεί ένα βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης μιας δυνητικής πτώχευσης. Ακόμα δεν έχει βρεθεί το άριστο μοντέλο, έχουν γίνει όμως αξιολογες προσπάθειες προσέγγισης και καθώς το μοντέλο εκφράζει δυναμικότητα παράλληλα με αλληλεπίδραση, είναι προφανές ότι συνεχώς θα αλλάζει ανά την εποχή και θα βελτιώνεται. Ανάμεσα στις πρώτες και πολύ βασικές έρευνες ήταν το μοντέλο του William H. Beaver από την Μονομεταβλητή Διακριτική Ανάλυση, το οποίο αν και

αρκετά απλό , αποτέλεσε το εφελτήριο για επόμενες έρευνες. Η σύγκριση σημαντικών αριθμοδεικτών ήταν αρκετή για να διεξαχθούν συμπεράσματα σχετικά με την χρηματοοικονομική κατάσταση της εταιρίας. Σημαντικό επίσης ήταν και το μοντέλο Z-score του Edward I. Altman, το οποίο ανήκει στην κατηγορία της Πολυμεταβλητής Διακριτικής Ανάλυσης. Σε αυτό το μοντέλο, υπήρχε η δυνατότητα σύγκρισης αριθμοδεικτών με διαφορετικό τρόπο και πιο συνδυαστικά, πετυχαίνοντας μεγαλύτερη ακρίβεια και αξιοπιστία συμπερασμάτων. Πέρα από την παραδοσιακή στατιστική βέβαια, έχουν μπει δυναμικά στον χώρο της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας και νεότερα υποδείγματα από το πεδίο της πληροφορικής όπως είναι τα νευρωνικά δίκτυα και οι αλγόριθμοι.

Τα μοντέλα που προέκυψε στην παρούσα εργασία κατάφερε να πετύχει υψηλά ποσοστά πρόβλεψης έως και 4 έτη πριν την εκδήλωση της πτώχευσης, αγγίζοντας το 77,6 % ενώ ένα έτος πριν την πτώχευση το ποσοστό αυξήθηκε σε 89,65%. Δημιουργήθηκε λοιπόν ένα εργαλείο σωστής και έγκαιρης πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας σε περίοδο οικονομικών διαταραχών, ικανό να αναγνωρίσει έγκαιρα προειδοποιητικά σημάδια ώστε να γίνουν οι απαραίτητες ενέργειες. Επίσης ανεξάρτητα από αυτό, εντοπίστηκαν τα σημεία στα οποία επιδέχεται βελτίωση το μοντέλο και τα οποία μπορούν να χρησιμεύσουν σε μελλοντικές έρευνες ώστε να πραγματοποιηθούν πιο βελτιωμένα μοντέλα.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε μία προσπάθεια πραγματοποίησης ενός μοντέλου πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας χρησιμοποιώντας ως δείγμα 58 ελληνικές επιχειρήσεις εισηγμένες στο Χρηματιστήριο κατά την περίοδο 2005-2018. Η συλλογή των στοιχείων αφορούσε χρηματοοικονομικά μεγέθη των επιχειρήσεων από τις επίσημα δημοσιευμένες χρηματοοικονομικές καταστάσεις τους για τέσσερα συνεχόμενα έτη, με βάση τα οποία υπολογίστηκαν διάφοροι αριθμοδείκτες για την κάθε επιχείρηση. Η επιλογή των αριθμοδεικτών έγινε με βάση την συχνότητα εμφάνισής τους στην βιβλιογραφία και την ύπαρξη των απαραίτητων δεδομένων στις διαθέσιμες οικονομικές καταστάσεις.

Στην συνέχεια εφαρμόστηκε η Διακριτική Ανάλυση βασισμένη στην μεθοδολογία που είχε ακολουθήσει ο Edward I. Altman, και για κάθε εταιρία υπολογίστηκε μία διακριτική βαθμολογία (σκορ) η οποία έδινε την δυνατότητα πρόβλεψης της πτώχευσης για τέσσερα, τρία, δύο και ένα έτη πριν από την εκδήλωση τούτης. Έπειτα από μία σειρά ελέγχων ως προς την αξιοπιστία του μοντέλου και την εισαγωγή γκρίζας ζώνης προέκυψαν τα τελικά αποτελέσματα με τα τελικά ποσοστά πρόβλεψης για τέσσερα συνεχόμενα έτη πριν την εκδήλωση της πτώχευσης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

1.ΕΤΑΙΡΙΚΗ ΑΠΟΤΥΧΙΑ

1.1.ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η εταιρική αποτυχία ή αλλιώς πτώχευση δεν είχε πάντα την μορφή ενός ολοκληρωμένου συστήματος κανόνων δικαίου με σκοπό τη σύμμετρη ικανοποίηση των δανειστών του οφειλέτη σύμφωνα με την αρχή της ισότητας αλλά πέρασε από διάφορα στάδια, καταπατώντας και ανθρώπινα δικαιώματα. Σε πολλές χώρες μάλιστα η έννοια αυτή διαφοροποιούνταν και τροποποιούνταν με το πέρασμα των χρόνων.

1.2. ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΟΥ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ

Πριν προβούμε στον ορισμό της πτώχευσης, κρίνεται αναγκαίο να αναφέρουμε ότι για πρώτη φορά η έννοια τούτη έκανε την εμφάνισή της την εποχή της δωδεκαδέλτου στην αρχαία Ρώμη ως μία από τις πέντε νομοθετικές πράξεις υπό το όνομα Manus Injectio (Πουλάκου,1991). Η πράξη αυτή όριζε ότι σε περίπτωση αδυναμίας αποπληρωμής του ποσού από τον οφειλέτη, ο πιστωτής είχε το δικαίωμα να φυλακίσει στην κατοικία του τον οφειλέτη για εξήντα ημέρες και εάν με το πέρασ των εξήντα ημερών ο οφειλέτης δεν είχε καταφέρει να βρει έναν τρόπο αποπληρωμής της δέσμευσής του, τότε ο πιστωτής είχε το δικαίωμα να τον σκοτώσει ή να τον εκθέσει σε τρία σημεία με σκοπό την πώληση του ως σκλάβο πέρα από τον ποταμό Τίβερη.

Στην αρχαία Ελλάδα, συναντάμε την πτώχευση με την μορφή δουλείας για χρέη. Πριν απαγορευτεί από τον Σόλωνα, στην Αθήνα ήταν σε ισχύ ο θεσμός της υποδούλωσης για χρέη, ήτοι όποιος πολίτης αδυνατούσε να αποπληρώσει τα χρέη του, αποκαλούνταν «εκτήμορος» και έχανε την ελευθερία του(Αριστοτέλης, «Αθηναίων Πολιτεία»).

Με το πέρασμα των χρόνων, η διαδικασία της πτώχευσης του οφειλέτη άλλαξε σε υποχρέωση αναγκαστικής εργασίας του οφειλέτη για λογαριασμό του πιστωτή ώστε να εξοφληθεί πλήρως το χρέος του. Μετέπειτα εξελίχθηκε σε αναγκαστική εκτέλεση κατά της

περιουσίας του οφειλέτη, διαδικασία που συνάδει περισσότερο με τα δεδομένα της εποχής μας.

Στην σημερινή εποχή η έννοια της πτώχευσης συναντάται στο Πτωχευτικό Δίκαιο το οποίο είχε λάβει τις βάσεις του κατά τον Μεσαίωνα από τα τοπικά θέσμιμα που πλαισίωναν τις μεγάλες εμπορικές πόλεις της Βόρειας Ιταλίας. Οι κανόνες των τοπικών θέσμιων περιλάμβαναν έννοιες όπως η κήρυξη πτώχευσης έπειτα από δήλωση του οφειλέτη ή από αίτηση του πιστωτή ή από το δικαστήριο και η αφαίρεση του δικαιώματος του οφειλέτη να διαχειρίζεται την περιουσία του ύστερα από την κήρυξη της πτώχευσης.

Στην Αγγλία η πρώτη αναγνωρισμένη νομοθετική πράξη ήταν το Καταστατικό των Πτωχευμένων που θεσπίστηκε το 1542(University of Pennsylvania,1919). Οι πτωχεύσαντες θεωρούνταν απατεώνες και ο νόμος είχε ως σκοπό να τους αποτρέψει από την διαφυγή. Το 1705 μια πιο ανθρώπινη προσέγγιση αναπτύχθηκε στον νόμο περί πτωχεύσεων με μία νέα διάταξη, έπειτα από σταδιακή συνειδητοποίηση ότι σε πολλές περιπτώσεις ο οφειλέτης ήταν πράγματι σε θέση ανάγκης και η εφ' όρου ζωής φυλάκιση του οφειλέτη δεν αποσκοπούσε στην αποζημίωση του πιστωτή καθόλου. Οι ειλικρινείς και αφερέγγυοι οφειλέτες, θα μπορούσαν να αποδεσμευτούν εάν συμμορφώνονταν με τις απαιτήσεις του νόμου. Αυτή η διάταξη ήταν συνέπεια όχι μόνο ευσπλαχνίας αλλά και της διαπίστωσης ότι η εμπορική πίστωση δίνεται και προς συμφέρον του πιστωτή και προς του οφειλέτη, το οποίο συνεπάγεται αναπόφευκτα κάποιον κίνδυνο. Γι' αυτό τον λόγο ο πιστωτής θα έπρεπε να μεριμνήσει εκ των προτέρων και να εξασφαλιστεί έναντι της αυτής της ενδεχόμενης ζημίας προσθέτοντας ένα επιπλέον ποσοστό επί της πίστωσης. Από την άλλη πλευρά, ο οφειλέτης θα έπρεπε να δεσμεύσει την μέχρι τότε περιουσία του και όχι τα μελλοντικά του κέρδη, και σίγουρα όχι την προσωπική του ελευθερία.

Ο θεσμός της Πτώχευσης τελικά συστηματοποιείται το 1673 από τις γαλλικές διατάξεις (ordonnance) και το 1807 από τον γαλλικό Εμπορικό Κώδικα, με αποτέλεσμα να καταφθάσει και στην Ελλάδα με τις διατάξεις του τρίτου βιβλίου του γαλλικού Εμπορικού Κώδικα και να αντικατασταθεί στην συνέχεια με το νόμο ΨΛΣΤ/1878. Περαιτέρω τροποποιήσεις στο ελληνικό Πτωχευτικό Δίκαιο επήλθαν μέσω νεότερων νόμων και πλέον στην σημερινή εποχή η Πτώχευση ρυθμίζεται από το τρίτο βιβλίο του Εμπορικού Νόμου(άρθρα 525-707) και συμπληρωματικών διατάξεων από τον Αστικό Κώδικα.

1.3. ΟΡΙΣΜΟΙ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ

Όλες οι έννοιες της νομικής πτώχευσης, της αθέτησης υποχρεώσεων προς τους πιστωτές, της αφερεγγυότητας και της έλλειψης ρευστότητας συνδέονται όπως θα δούμε και στην συνέχεια με την εταιρική αποτυχία.

Ας δούμε όμως πως μερικές προσωπικότητες από τον χώρο της επιστήμης επιχειρήσαν να περιγράψουν την έννοια της αποτυχίας μέσα από την δική τους οπτική γωνία. Το 1957 ο Walters υποστήριζε ότι η επιχείρηση αντικατοπτρίζεται σαν μια δεξαμενή με χρήματα, η οποία αποτυγχάνει όταν αδειάζει.

Εννέα χρόνια αργότερα ο Beaver (1966) παρομοιάζει επίσης την επιχείρηση σαν μια δεξαμενή με ρευστοποιήσιμα στοιχεία ενεργητικού, της οποίας το περιεχόμενο εφοδιάζεται από τις εισροές και αποστραγγίζεται από τις εκροές της. Σύμφωνα λοιπόν με τον Beaver μια εταιρία που οδηγείται σε αποτυχία εξαιτίας των χρηματοοικονομικών της προβλημάτων, μοιάζει με μία δεξαμενή που φτάνει στο σημείο να αποστραγγίζεται πλήρως το οποίο οδηγεί στην ανικανότητά της να αποπληρώσει τις ληξιπρόθεσμες χρηματοοικονομικές της υποχρεώσεις. Τελικά καταλήγει στο συμπέρασμα ότι μια επιχείρηση αποτυγχάνει υπό την λειτουργική έννοια όταν έχει επέλθει πτώχευση, αδυναμία αποπληρωμής ομολόγων, υπερχρεωμένοι τραπεζικοί λογαριασμοί ή μη διανομή μερίσματος προνομιούχων μετοχών.

Στην συνέχεια ο Douglas Greenwalk (1983) ορίζει την αποτυχία ως την παύση της δραστηριότητας της επιχείρησης εξαιτίας της συμμετοχής της σε δικαστικές διαδικασίες ή την εκούσια ανάμειξή της σε πράξεις που οδηγούν στην απώλεια των πιστωτών της. Σύμφωνα με αυτή την άποψη είναι και οι Dun και Bradstreet (1978) οι οποίοι προσέθεσαν ότι ένας επιχειρηματίας μπορεί να διακόψει την λειτουργία της επιχείρησής του για ποικίλους λόγους όπως είναι η κακή κατάσταση της υγείας του, τα ανεπαρκή κέρδη, η απόσυρση λόγω συνταξιοδότησης, η απώλεια κεφαλαίων. Θεωρούν όμως πως ακόμα και αν συντρέχουν οι προηγούμενοι λόγοι αλλά οι πιστωτές της αποπληρώνονται, η επιχείρηση δεν χαρακτηρίζεται αποτυχημένη.

Αν δούμε με μια πιο ευρεία έννοια την εταιρική αποτυχία σύμφωνα με το Webster's Third New International Dictionary (1961), μια εταιρία θεωρείται αποτυχημένη αν δεν έχει εκπληρώσει τους στόχους που έχει θέσει η διοίκησή της. Υπό αυτή την έννοια λοιπόν μία επιχείρηση μπορεί να θεωρηθεί αποτυχημένη παρόλο που σύμφωνα με τους προηγούμενους ορισμούς δεν είχε χαρακτηριστεί κατά αυτό τον τρόπο.

Ο Altman (1983) συμπλέει με την άποψη του Greenwalk υποστηρίζοντας ότι εταιρική αποτυχία είναι έννοια ταυτόσημη με την νομική αποτυχία κατά την οποία η εταιρία δεν είναι σε θέση να ανταποκριθεί στις απαιτήσεις που επιδιώκουν δικαστικά οι πιστωτές της. Επίσης αναφέρει πως η αφερεγγυότητα συνδέεται άρρηκτα με την αρνητική αποδοτικότητα της επιχείρησης η οποία οδηγεί σε πτώχευση της εταιρίας.

Το 1986 ο Foster υποστήριξε ότι η έλλειψη ρευστότητας ευθύνεται αποκλειστικά για τα χρηματοοικονομικά προβλήματα που αντιμετωπίζει μια εταιρία και πως μόνο με αλλαγές στο εσωτερικό της εταιρίας μπορεί να αποφευχθεί η οικονομική αποτυχία. Γενικότερα στις περισσότερες μελέτες που αφορούν εταιρίες, η πτώχευση είναι συνώνυμο της αποτυχίας, ενώ στις μελέτες που αφορούν προϊόντα, η ανικανότητα του προϊόντος να ανταπεξέλθει όπως είχε προγραμματιστεί θεωρείται αποτυχία.

Μεγάλο ενδιαφέρον παρουσιάζει και η προσέγγιση των Ross, Westerfield και Jaffe (1999), οι οποίοι όρισαν την εταιρική αποτυχία ως την κατάσταση κατά την οποία μία εταιρεία κρίνεται ανίκανη να ανταπεξέλθει στις υποχρεώσεις της, ακόμα και εάν προβεί σε ρευστοποίηση των περιουσιακών της στοιχείων. Αναγνώρισαν τρεις κατηγορίες αποτυχίας:

- Την θεσμική πτώχευση στην οποία οι πιστωτές μίας εταιρείας προσφεύγουν στα αρμόδια δικαστήρια, ούτως ώστε αυτή να κηρυχθεί ως πτωχευμένη
- Την τεχνική πτώχευση που αντικατοπτρίζει την αδυναμία αποπληρωμής των τοκοχρεωλυσίων
- Την λογιστική πτώχευση που ταυτίζεται με την αρνητική Καθαρή Αξία Ενεργητικού.

Σύμφωνα με τους B.S. Ahna, S.S. Chob, C.Y. Kim (2000), ως εταιρική αποτυχία ορίζεται η κατάσταση στην οποία η επιχείρηση εμπίπτει σε πτώχευση σύμφωνα με την νομική έννοια ή και η οποία κατά κύριο λόγο αθετεί τις υποχρεώσεις της, ήτοι δεν μπορεί να αποπληρώσει τους δανειστές της, τους προμηθευτές της, να μοιράσει μέρισμα στους προνομιούχους μετόχους της. Όλα αυτά οδηγούν στην διακοπή της λειτουργίας της επιχείρησης.

Σε παρόμοιο ύφος με τους Ross, Westerfield και Jaffe, αλλά και φανερά επηρεασμένοι από τον Altman είναι οι Mbat και Ego (2013) οι οποίοι πιστεύουν ότι η αποτυχία προέρχεται λόγω:

1. Χαμηλών ή αρνητικών αποδόσεων
2. Τεχνικής αφερεγγυότητας
3. Πτώχευσης

Συμπερασματικά λοιπόν στον 21^ο αιώνα πλέον θα ορίζαμε ως εταιρική αποτυχία την διαδικασία κατά την οποία η επιχείρηση αδυνατεί να λειτουργήσει κανονικά για μεγάλο και

συνεχές χρονικό διάστημα και οδηγείται σε πτώχευση. Αδυναμία αποπληρωμής βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων, έλλειψη ρευστότητας, άνοιγμα σε τραπεζικά δάνεια είναι όλες ενδείξεις που συνθέτουν την εικόνα μη κανονικής λειτουργίας της επιχείρησης.

1.4. ΕΛΛΗΝΙΚΟΣ ΠΤΩΧΕΥΤΙΚΟΣ ΚΩΔΙΚΑΣ

Σύμφωνα με τον Ελληνικό Πτωχευτικό Κώδικα που αποτελεί κλάδο του Εμπορικού Δικαίου, σε πτώχευση κηρύσσεται ο οφειλέτης που αδυνατεί να εκπληρώνει κανονικά τις ληξιπρόθεσμες χρηματικές του υποχρεώσεις (παύση πληρωμών) ενώ παράλληλα δεν αποτελούν κανονική εκπλήρωση των υποχρεώσεων, οι πληρωμές που γίνονται με δόλια ή καταστρεπτικά μέσα. Η επαπειλούμενη αδυναμία εκπλήρωσης αποτελεί επίσης λόγο κήρυξης της πτώχευσης, όταν την κήρυξή της την ζητεί ο οφειλέτης. Σημαντική προϋπόθεση είναι η επιχείρηση να διαθέτει την εμπορική ιδιότητα.

Ο σκοπός της διαδικασίας αυτής είναι η συλλογική ικανοποίηση των πιστωτών του οφειλέτη με τη ρευστοποίηση της περιουσίας του ή με άλλο τρόπο που προβλέπεται από σχέδιο εξυγίανσης και ιδίως με την διατήρηση της επιχείρησής του. Επίσης παρέχει μια ευκαιρία στον καλόπιστο οφειλέτη, να απαλλαγεί από μερικές υποχρεώσεις του.

Το αρμόδιο δικαστήριο για την κήρυξη της πτώχευσης είναι το Πολυμελές Πρωτοδικείο έπειτα από αίτηση πιστωτή που έχει έννομο συμφέρον καθώς και μετά από αίτηση του εισαγγελέα πρωτοδικών. Συνέπεια τούτης αποτελεί η πτωχευτική απαλλοτρίωση ήτοι η στέρηση αυτοδικαίως της διοίκησης (διαχείρισης και διάθεσης) της περιουσίας του οφειλέτη, την οποία ασκεί μόνο ο σύνδικος .

Η πτώχευση περατώνεται, με την επικύρωση του σχεδίου αναδιοργάνωσης (άρθρο 125 παρ. 2), με την εκποίηση όλων των στοιχείων του ενεργητικού της και τη λογοδοσία του συνδίκου, καθώς και με την παύση των εργασιών της, είτε για έλλειψη ενεργητικού είτε λόγω της παρόδου του χρόνου που ορίζεται στο άρθρο 166 παρ. 3.

Έτσι λοιπόν αν μία εταιρία πληροί τις ως άνω προϋποθέσεις, μπορεί να περιέλθει σε κατάσταση πτώχευσης όπως αυτή ορίζεται μέσω του Πτωχευτικού Κώδικα (Ν. 3588/2007). Στην συνέχεια νεότεροι συμπληρωματικοί νόμοι εισήγαγαν νέα ρυθμιστικά πλαίσια το οποίο αφορούσαν τις πτωχεύσεις που είχαν κηρυχθεί από 16/9/2007 και μετά. Πιο συγκεκριμένα, αναφέρουμε ότι ο Ν. 4013/2011 τροποποίησε το Ν. 3588/07 με την εισαγωγή του όρου της διαδικασίας εξυγίανσης, η οποία αποτελεί μία προ-πτωχευτική διαδικασία με στόχο τη διατήρηση, αξιοποίηση αναδιάρθρωση και ανόρθωση της επιχείρησης, χωρίς να παραβλέπεται η συλλογική ικανοποίηση των πιστωτών. Έπειτα ο Ν.

4072/2012 τροποποίησε το Ν. 4013/2011 εισάγοντας την συντόμευση του χρονικού διαστήματος που διαρκεί το άνοιγμα της διαδικασίας εξυγίανσης μετά την έκδοση της δικαστικής απόφασης, σε δύο μήνες έναντι των τεσσάρων που περιέγραφε ο προηγούμενος νόμος .

Επίσης ο Ν. 3588/07 τροποποιήθηκε και με το Ν. 4141/13, ο οποίος διέυρνε την προνομιακή κατάταξη των απαιτήσεων του Δημοσίου σε περίπτωση πτωχευτικής εκκαθάρισης περιουσιακών στοιχείων του οφειλέτη, το Ν. 4316/14 ο οποίος τροποποίησε τις διατάξεις περί εγγυήσεων του Δημοσίου, το Ν. 4336/15 ο οποίος τροποποίησε το άρθρο 99 του 3588/07 και με βάση αυτή την τροποποίηση, δεν ήταν δυνατή πλέον η υπαγωγή στις διατάξεις του άρθρου αυτού ακόμα και όταν δεν συνέτρεχε αδυναμία εκπλήρωσης οφειλών, παρά μόνο αν το δικαστήριο έκρινε ότι υπήρχε πιθανότητα υψηλής αφερεγγυότητας του οφειλέτη και η οποία ήταν δυνατόν να αρθεί μέσα από αυτή τη διαδικασία.

Ύστερα, ο Ν. 4378/16 τροποποίησε τον Ν. 3588/07 σχετικά με τις αρμοδιότητες του συνδίκου, του μεσολαβητή και του ειδικού εντολοδόχου, όπως αυτοί προβλέπονταν στον αρχικό νόμο και οι οποίες πλέον ασκούνται από τον διαχειριστή αφερεγγυότητας για τον οποίο καθόριζε τα τυπικά και ουσιαστικά δεδομένα που θα πρέπει να διαθέτει κάποιος προκειμένου για την άσκηση αυτού του νέου ρόλου.

Σήμερα για την πτώχευση εφαρμόζεται ο Ν. 3588/07 ως ισχύει, κατόπιν των τροποποιήσεων που αναφέρθηκαν και ο οποίος έχει ως στόχο τη «συλλογική ικανοποίηση των πιστωτών του οφειλέτη με τη ρευστοποίηση της περιουσίας του (εκκαθάριση) ή με τυχόν άλλο τρόπο ο οποίος προβλέπεται από σχέδιο αναδιοργάνωσης και ιδίως με τη διατήρηση της επιχείρησής του» (αρθ.1 Ν 3588/07). Δεδομένου ότι, ο όρος της πτώχευσης δεν υφίσταται στα Νομικά Πρόσωπα και τους Οργανισμούς του Δημοσίου, όπως για παράδειγμα οι Οργανισμοί Τοπικής Αυτοδιοίκησης (ΟΤΑ) Α' και Β' Βαθμού (Δήμοι και Περιφέρειες) σχετική πρόβλεψη για την εξυγίανσή τους, αν θεωρούνται υπερχρεωμένοι, υπάρχει στο Ν. 3852/10. Έτσι έμμεσα υφίσταται μια πρόβλεψη για εξυγίανση Οργανισμών του Δημοσίου, οι οποίοι δεν μπορούν να θεωρηθούν με βάση την ισχύουσα Νομοθεσία ως πτωχευμένοι.

1.5. ΠΤΩΧΕΥΣΕΙΣ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ

Με βάση τα δημοσιευμένα στοιχεία της Ελληνικής Στατιστικής Αρχής (ΕΛΣΤΑΤ) του 2019, οι κηρυχθείσες πτωχεύσεις κατά την δεκαετία 2005-2017 στην Ελλάδα ανέρχονται στον αριθμό των 4.890. Αυτό σημαίνει ότι 376 εταιρίες περιέρχονταν σε κατάσταση πτώχευσης κάθε χρόνο κατά την εξεταζόμενη περίοδο. Ο μέγιστος αριθμός πτωχεύσεων παρατηρείται στο έτος 2005 ενώ ο ελάχιστος αριθμός στο έτος 2016 (Πίνακας 1.1).

Έτος	Κηρυχθείσες Πτωχεύσεις
2005	612
2006	532
2007	524
2008	342
2009	368
2010	380
2011	474
2012	455
2013	437
2014	335
2015	206
2016	111
2017	114
Σύνολο	4890

Πίνακας 1-1 Κηρυχθείσες Πτωχεύσεις

Κατά την περίοδο 2005-2017, από τις 4890 πτωχεύσεις περατώθηκαν οι επαληθεύσεις για το 33,61 % αυτών. Το 2005 μόλις το 16,1% περατώθηκε και το 2006 το 12,5%, ενώ το 2016 περατώθηκε το 82,88% και το 2017 το 63,15%. Παρατηρείται λοιπόν μία αύξηση στο ποσοστό των επαληθευμένων πτωχεύσεων ανά έτος, με αποτέλεσμα να αυξάνονται παράλληλα τα ποσά του παθητικού που βεβαιώνονται καθώς και ο αριθμός των απασχολούμενων που έχουν αξίωση (Πίνακας 1.2).

Έτη	Κηρυχθείσες πτωχεύσεις	Πτωχεύσεις για τις οποίες περατώθηκαν οι επαληθεύσεις*	Ποσό παθητικού που βεβαιώθηκε σε Ευρώ	Αριθμός απασχολούμενων που έχουν αξίωση
2005	612	99	936.854.513	1.223
2006	532	67	159.219.019	659
2007	524	87	149.630.237	1.035
2008	342	93	137.415.256	759
2009	368	79	75.512.157	1.021
2010	380	120	332.007.756	1.749
2011	474	161	391.968.563	1.304
2012	455	217	351.478.281	1.411
2013	437	219	699.848.364	1.584
2014	335	196	1.807.749.075	2.214
2015	206	142	1.694.540.059	3.274
2016	111	92	1.261.595.517	2.858
2017	114	72	464.363.623	1.255
Σύνολο	4.890	1.644	8.462.182.420	20.346

Πίνακας 1-2 Περατωμένες επαληθεύσεις πτωχεύσεων, βεβαιωμένο ποσό παθητικού και σύνολο απασχολούμενων που φέρουν αξίωση (2005-2017)

Αν εξετάσουμε τις κηρυχθείσες πτωχεύσεις ανάλογα με την νομική τους μορφή, θα παρατηρήσουμε ότι η πλειοψηφία ανήκει στην κατηγορία των Κεφαλαιουχικών εταιριών με ποσοστό 47,79%. Ακολουθούν οι Ατομικές επιχειρήσεις με ποσοστό 40,2%, οι Προσωπικές εταιρίες με ποσοστό 11,79% και οι Άλλες εταιρίες με ποσοστό 0,2% (Πίνακας 1.3). Οι εταιρίες με «άλλη ή άγνωστη» νομική μορφή έως το 2014 ταξινομούνταν στις Κεφαλαιουχικές εταιρίες.

Έτος	Σύνολο	Ατομικές επιχειρήσεις	Προσωπικές εταιρίες	Κεφαλαιουχικές εταιρίες	Άλλη ή άγνωστη
2005	612	280	58	274	-
2006	532	256	52	224	-
2007	524	254	43	227	-
2008	342	152	33	157	-
2009	368	149	45	174	-
2010	380	157	45	178	-
2011	474	206	76	192	-
2012	455	159	59	237	-
2013	437	138	50	249	-
2014	335	106	44	185	-
2015	206	52	41	110	3
2016	111	25	16	65	5
2017	114	32	15	65	2
Σύνολο	4890	1966	577	2337	10

Πίνακας 1-3 Κηρυχθείσες πτωχεύσεις ανά νομική μορφή (2005-2017)

Εξετάζοντας τις κηρυχθείσες πτωχεύσεις κατά κλάδο οικονομικής δραστηριότητας, ο κλάδος του χονδρικού και λιανικού εμπορίου καταλαμβάνει το μεγαλύτερο ποσοστό, 39,03% του συνόλου των πτωχεύσεων. Δεύτερος σε ποσοστό πτωχεύσεων έρχεται ο κλάδος των υπηρεσιών παροχής καταλύματος και εστίασης με 23,33% και έπειτα ακολουθεί ο κλάδος της μεταποίησης με ποσοστό 17,62%. Οι υπόλοιποι κλάδοι περιλαμβάνουν πτωχεύσεις σε αρκετά χαμηλότερα ποσοστά όπως φαίνεται και στον σχετικό πίνακα (Πίνακας 1.4) .

Κλάδος Οικονομικής Δραστηριότητας	2005-2017
	Σύνολο
Γεωργία, Δασοκομία και Αλιεία	21
Ορυχεία και Λατομεία	8
Μεταποίηση	862
Παροχή ηλεκτρικού ρεύματος, φυσικού αερίου και κλιματισμού	3
Παροχή νερού, επεξεργασία λυμάτων, διαχείριση αποβλήτων και δραστηριότητες εξυγίανσης	4
Κατασκευές	259
Χονδρικό και λιανικό εμπόριο, επισκευή μηχανοκίνητων οχημάτων και μοτοσυκλετών	1.909
Μεταφορά και αποθήκευση	157
Δραστηριότητες υπηρεσιών παροχής καταλύματος και υπηρεσιών εστίασης	1.141
Ενημέρωση και επικοινωνία	91
Χρηματοπιστωτικές και ασφαλιστικές δραστηριότητες	18
Διαχείριση ακίνητης περιουσίας	12
Επαγγελματικές, επιστημονικές και τεχνικές δραστηριότητες	78
Διοικητικές και υποστηρικτικές δραστηριότητες	85
Δημόσια διοίκηση και άμυνα, υποχρεωτική κοινωνική ασφάλιση	1
Εκπαίδευση	15
Δραστηριότητες σχετικές με την ανθρώπινη υγεία και την κοινωνική μέριμνα	32
Τέχνες, διασκέδαση και ψυχαγωγία	15
Άλλες δραστηριότητες παροχής υπηρεσιών	174
Δραστηριότητες νοικοκυριών ως εργοδοτών, μη διαφοροποιημένες δραστηριότητες νοικοκυριών, που αφορούν την παραγωγή αγαθών και υπηρεσιών - για ίδια χρήση	0
Δραστηριότητες ετερόδικων οργανισμών και φορέων	0
Δεν δήλωσαν	5
Σύνολο	4.890

Πίνακας 1-4 Πτωχεύσεις ανά κλάδο οικονομικής δραστηριότητας (2005-2017)

Παρατηρώντας λοιπόν ότι οι πτωχεύσεις συνεχίζουν να υπάρχουν στην Ελλάδα-αν και με καθοδική πορεία- και εφόσον ο στόχος κάθε επιχείρησης είναι η βιωσιμότητά της και η επίτευξη κέρδους, προκειμένου να αποφευχθεί το ενδεχόμενο της πτώχευσης, κρίνεται αναγκαία η ύπαρξη ενός τρόπου πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας, ο οποίος θα δίνει την δυνατότητα στην επιχείρηση να αναγνωρίσει τα πρώιμα σημάδια. Η πρόβλεψη αυτή μπορεί να γίνει μέσω των μοντέλων πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας. Επίσης δεδομένου ότι η πλειοψηφία των πτωχεύσεων υπάρχει στον κλάδο του χονδρικού και λιανικού εμπορίου, θα προσανατολιστούμε προς αυτή την κατεύθυνση μην αποκλείοντας ταυτόχρονα και επιχειρήσεις που ανήκουν σε διαφορετικούς κλάδους.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2.ΒΑΣΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ

2.1.ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας είχε ξεκινήσει αρκετά χρόνια στον ακαδημαϊκό χώρο πριν την έλευση της κρίσης του 2009 στην Ελλάδα. Με την πάροδο των χρόνων πολλά και διαφορετικά μοντέλα αναπτύχθηκαν σε ολόενα και περισσότερους επιστημονικούς κλάδους όπως είναι της Στατιστικής και της Πληροφορικής.

2.2.ΜΟΝΟΜΕΤΑΒΛΗΤΗ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ (UNIVARIATE DISCRIMINANT ANALYSIS)

2.2.1. Το μοντέλο του Beaver

Το 1968 ο William H. Beaver χρησιμοποιώντας την Μονομεταβλητή Ανάλυση για να προβεί σε ανάλυση αριθμοδεικτών, δημοσίευσε την έρευνά του σχετικά με την προβλεπτική ικανότητα τούτων. Αναγνώρισε ότι οι αριθμοδείκτες δεν είναι τα μοναδικά μέτρα πρόβλεψης αλλά κάποια από αυτά. Η κύρια ανησυχία του δεν ήταν τόσο η προβλεπτική ικανότητα του κάθε αριθμοδείκτη καθ' εαυτή, αλλά περισσότερο η ικανότητα του κάθε αριθμοδείκτη να προβλέπει σημαντικά γεγονότα, ένα από τα οποία και είναι η αποτυχία. Εκείνο που τον παρακίνησε να εκπονήσει αυτή την μελέτη ήταν ότι ήθελε να αποδείξει την εμπειρική επιβεβαίωση της χρησιμότητας των αριθμοδεικτών όπως είναι η προβλεπτική τους ικανότητα μέσω των λογιστικών δεδομένων που είχαν προέλθει από τις λογιστικές καταστάσεις.

Για την επιλογή του δείγματός του, χρησιμοποιήθηκαν πτωχευμένες και μη πτωχευμένες εταιρίες. Η διαδικασία επιλογής έγινε κατά ζεύγη, σύμφωνα με την οποία για κάθε πτωχευμένη επιχείρηση αντιστοιχούσε μία μη πτωχευμένη, με παρόμοιο μέγεθος ενεργητικού και που θα έπρεπε να ανήκει στον ίδιο κλάδο. Ο λόγος για τον οποίο επιλέχθηκε η συγκεκριμένη μέθοδος ήταν επειδή η ίδια αριθμητική αξία ενός αριθμοδείκτη

εξέφραζε διαφορετική πιθανότητα πτώχευσης σε διαφορετικού κλάδου επιχειρήσεις. Ο William H. Beaver πίστευε ότι κατά αυτό τον τρόπο θα διασφάλιζε την καλύτερη πρόβλεψη του μοντέλου.

Μέχρι τότε, σε μελέτες που χρησιμοποιούσαν την επιλογή κατά ζεύγη υπήρχε ένα μεγάλο μειονέκτημα: Δεν μπορούσαν να διεξαχθούν συμπεράσματα για μία παρατήρηση αλλά για ζεύγος παρατηρήσεων. Στην μελέτη του Beaver το πρόβλημα αυτό εξαλείφθηκε.

Ο Beaver λοιπόν μελετώντας ποιες εταιρίες πτώχευσαν από το 1954 έως και το 1964, κατέληξε σε 79 ζεύγη πτωχευμένων και μη πτωχευμένων, από 38 διαφορετικούς κλάδους της αμερικανικής οικονομίας. Για τις πτωχευμένες επιχειρήσεις χρησιμοποιήθηκαν λογιστικές καταστάσεις πέντε ετών πριν την πτώχευση. Ως πρώτο έτος πριν την πτώχευση είχε οριστεί εκείνο το έτος το οποίο περιλαμβάνεται στην πιο πρόσφατη λογιστική κατάσταση πριν από την ημερομηνία πτώχευσης της επιχείρησης. Ως δεύτερο έτος πριν την πτώχευση είχε οριστεί το οικονομικό έτος που προηγούταν του πρώτου έτους. Ομοίως ορίστηκε το τρίτο, το τέταρτο και το πέμπτο. Για τις μη πτωχευμένες επιχειρήσεις χρησιμοποιήθηκαν λογιστικές καταστάσεις για τα ίδια οικονομικά έτη όπως των πτωχευμένων.

Για την επιλογή των αριθμοδεικτών είχαν τεθεί τα παρακάτω τρία κριτήρια:

1. Η συχνότητα εμφάνισής τους στην βιβλιογραφία
2. Η αποδοτικότητά τους σε προηγούμενες έρευνες
3. Η σχέση τους με τις ταμειακές ροές

Θεωρώντας ότι σε μια έρευνα με πολλούς αριθμοδείκτες είναι επιθυμητό ο κάθε δείκτης να μεταφέρει όσο το δυνατό περισσότερες πληροφορίες και επομένως τα κοινά στοιχεία των αριθμοδεικτών (είτε αριθμητής, είτε παρονομαστής) να ελαχιστοποιηθούν, κατέληξε σε 30 αριθμοδείκτες οι οποίοι διαχωρίστηκαν σε 6 ομάδες με κοινά στοιχεία. Από κάθε ομάδα μόνο ένας θα επιλεγόταν για την ανάλυση. Οι έξι αυτοί αριθμοδείκτες ήταν:

- 1) Ο δείκτης ταμειακών ροών προς σύνολο υποχρεώσεων
- 2) Ο δείκτης αποδοτικότητας ενεργητικού (Καθαρά κέρδη / Σύνολο ενεργητικού)
- 3) Ο δείκτης δανειακής επιβάρυνσης (Συνολικό χρέος / Σύνολο ενεργητικού)
- 4) Ο δείκτης καθαρού κεφαλαίου κίνησης (Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού)
- 5) Ο δείκτης γενικής ρευστότητας
- 6) Ο δείκτης αποδοτικότητας ιδίων κεφαλαίων

Οι χρηματοοικονομικοί αυτοί δείκτες σύμφωνα με τον William H. Beaver ήταν ικανοί να εμφανίσουν προειδοποιητικά σημάδια για την επικείμενη πτώχευση της εκάστοτε εταιρίας πολύ πριν τούτη λάβει χώρα.

Από την ανάλυση φάνηκε ότι ο αριθμοδείκτης ταμειακών ροών προς σύνολο υποχρεώσεων διαθέτει την μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα έως και πέντε έτη πριν από την πτώχευση. Κάθε αριθμοδείκτης βέβαια έχει διαφορετική ικανότητα πρόβλεψης από τους υπόλοιπους. Δεύτερος σε προβλεπτική ικανότητα ακολούθησε ο αριθμοδείκτης αποδοτικότητας ενεργητικού λόγω της συσχέτισής του με τον προηγούμενο δείκτη. Επίσης αξίζει να αναφερθεί ότι παρόλο που οι μη πτωχευμένες εταιρίες κατατάχθηκαν με μεγαλύτερη επιτυχία, οι αριθμοδείκτες δεν είχαν την ικανότητα να κατατάξουν ικανοποιητικά μια επιχείρηση σε πτωχευμένη ή μη.

Η Μονομεταβλητή Ανάλυση έχει τα πλεονεκτήματα ότι δεν προϋποθέτει εξειδικευμένες γνώσεις στατιστικής για την χρήση της και ότι είναι απλή διότι εξετάζει ένα δείκτη την φορά και τον συγκρίνει με την αντίστοιχη τιμή αναφοράς. Έχει δεχθεί όμως και πάρα πολλές σοβαρές κριτικές καθώς παρουσιάζει και αρκετά μειονεκτήματα.

Μερικά μειονεκτήματα της Μονομεταβλητής ανάλυσης είναι τα παρακάτω:

1. Γίνεται η υπόθεση πως αν η τιμή ενός δείκτη είναι διαφορετική από μια συγκεκριμένη τιμή αναφοράς, τότε αυτό είναι ένδειξη της χρηματοοικονομικής υγείας της εν λόγω εταιρίας. Δεν είναι όμως αρκετό η χρηματοοικονομική κατάσταση μια εταιρίας να διερευνηθεί από έναν δείκτη μόνο την φορά, αφού είναι πολυδιάστατη και βασίζεται σε πολλούς παράγοντες. Υπάρχει ο κίνδυνος λοιπόν να προκύψουν αντιφατικές ταξινομήσεις για διαφορετικούς δείκτες της ίδιας επιχείρησης
2. Από το προηγούμενο προκύπτει ότι η έλλειψη συσχέτισης των αριθμοδεικτών καθώς των μεταξύ τους αλληλεπιδράσεων, αποτελεί ένα άλλο σοβαρό μειονέκτημα (Gaganis et al 2006)
3. Αν οι χρηματοοικονομικές καταστάσεις από τις οποίες αντλήθηκαν τα δεδομένα είναι παραποιημένες τότε θα οδηγηθεί ο ερευνητής σε εσφαλμένα συμπεράσματα
4. Τα στοιχεία των λογιστικών καταστάσεων είναι στατικά κι επομένως η χρήση τους δεν μπορεί να μας δώσει μια σαφή εικόνα για την μελλοντική κατάσταση της επιχείρησης

Παρόλα τα μειονεκτήματα της ανάλυσης του William H. Beaver που ανήκει στην κατηγορία της Μονομεταβλητής, αποτέλεσε την βάση για την περαιτέρω διερεύνηση της εταιρικής αποτυχίας με την χρήση αριθμοδεικτών από άλλους ερευνητές.

2.2.2. Το μοντέλο του Wilcox

Μερικά χρόνια αργότερα, το 1970, ο Jarrod W. Wilcox δημοσίευσε την έρευνά του στην οποία είχε δημιουργήσει ένα θεωρητικό μοντέλο που θα εξηγούσε καλύτερα τα αποτελέσματα του Beaver και το οποίο θα δημιουργούσε υποθέσεις που θα οδηγούσαν σε ακόμα καλύτερες προβλέψεις αποτυχίας. Πίστευε πως η ανάλυση του Beaver άφηνε τους αναγνώστες με την απορία γιατί συγκεκριμένοι αριθμοδείκτες πρέπει να προβλέπουν την αποτυχία.

Το μοντέλο που ανέπτυξε είχε σαν βάση τα πιθανοτικά μοντέλα και είναι το εξής:

$$\hat{P}(\text{απόλυτη αποτυχία}) \cong 1 - 2xy$$

όπου

$\hat{P}(\text{απόλυτη αποτυχία})$ = η πιθανότητα της απόλυτης αποτυχίας

$$x = \frac{\left(\frac{\text{μέσο καθαρό εισόδημα}}{\text{τυπική απόκλιση των καθαρών ταμειακών ροών}} \right) * (1 - \text{μερίσμα πληρωτέο}) \left(\frac{1 - \text{μέση αναλογία καθαρών ταμειακών ροών απαλλαγμένη από επανεπενδυμένα μερίσματα σε μη ρευστοποιήσιμα στοιχεία ενεργητικού}}{\text{τυπική απόκλιση των καθαρών ταμειακών ροών απαλλαγμένες από τις κεφαλαιουχικές δαπάνες των μη ρευστοποιήσιμων στοιχείων ενεργητικού και από τα μερίσματα}} \right)}{\text{τυπική απόκλιση των καθαρών ταμειακών ροών απαλλαγμένες από τις κεφαλαιουχικές δαπάνες των μη ρευστοποιήσιμων στοιχείων ενεργητικού και από τα μερίσματα}}$$

$$y = \frac{\text{Ενεργητικό-Υποχρεώσεις}}{\text{τυπική απόκλιση των καθαρών ταμειακών ροών απαλλαγμένες από τις κεφαλαιουχικές δαπάνες των μη ρευστοποιήσιμων στοιχείων ενεργητικού και από τα μερίσματα}}$$

Το γινόμενο xy αντικατοπτρίζει ένα υποθετικό χρηματοοικονομικό δείκτη που κατατάσσει τις εταιρίες σε πολύ υψηλού κινδύνου και σε χαμηλότερου κινδύνου.

Μέσα από την ανάλυσή του κατέληξε στο συμπέρασμα ότι οι προαναφερθέντες δείκτες x και y αναγνωρίζουν στους δείκτες του Beaver προγνωστική αξία. Αγνοώντας τις πληροφορίες στον δείκτη x και αγνοώντας όλες τις διαφορές ανάμεσα στις εταιρίες σχετικά με την απόκλιση των καθαρών ταμειακών ροών μείον των κεφαλαιουχικών δαπανών των μη ρευστοποιήσιμων στοιχείων του ενεργητικού μείον των μερισμάτων, λαμβάνουμε την εξής αναλογία:

Υποχρεώσεις/Καθαρές ταμειακές ροές

η οποία είναι αξιοσημείωτα όμοια με τον καλύτερο δείκτη πρόβλεψης του Beaver (δείκτης ταμειακών ροών προς σύνολο υποχρεώσεων).

Σε επόμενη μελέτη του ο Wilcox (1973) χρησιμοποίησε δεδομένα από λογιστικές καταστάσεις επιχειρήσεων για να προβλέψει την πτώχευσή τους.

Γενικά παρατηρούμε ότι στα υποδείγματα Μονομεταβλητής Ανάλυσης χρησιμοποιηθήκαν μεμονωμένα διάφοροι αριθμοδείκτες για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας χωρίς να συγκλίνουν προς κάποιο συγκεκριμένο τον οποίο θεωρούσαν καταλληλότερο. Γι' αυτό και ο Beaver στην πρόταση για περαιτέρω έρευνα, ανέφερε ότι η ταυτόχρονη εξέταση πολλών αριθμοδεικτών ενδέχεται να έχει μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα από εκείνη που παρουσιάζει ένας δείκτης ατομικά. Η Μονομεταβλητή Ανάλυση δέχτηκε πολλές κριτικές και οδήγησε σε μία άλλη κατηγορία που προσέγγιζε το θέμα της πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας πολυδιάστατα, εκείνη της Πολυμεταβλητής Διακριτικής Ανάλυσης.

2.2.3. Το μοντέλο του Δείκτη Κινδύνου (Risk Index)

Πριν όμως περάσουμε στην Πολυμεταβλητή Διακριτική Ανάλυση, αξίζει να δούμε και το μοντέλο του δείκτη κινδύνου το οποίο συστήθηκε για πρώτη φορά από τον Tamari (1966). Πρόκειται για ένα απλό σύστημα βαθμολόγησης το οποίο περιλαμβάνει έξι χρηματοοικονομικούς δείκτες:

1. Ίδια Κεφάλαια / Συνολικά Κεφάλαια
2. Καθαρά Κέρδη / Ίδια Κεφάλαια
3. Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις
4. Κόστος Παραγωγής / Αποθέματα
5. Έσοδα / Απαιτήσεις
6. Λειτουργικό κόστος / Καθαρό Κεφάλαιο Κίνησης

Με βάση τις τιμές αυτών των δεικτών για κάθε επιχείρηση, υπολογίζεται μία βαθμολογία ή αλλιώς ένα σκορ, το οποίο κυμαίνεται από το μηδέν έως το εκατό. Όσο μεγαλύτερη είναι η συνολική βαθμολογία, τόσο καλύτερη είναι η οικονομική κατάσταση της επιχείρησης. Πιο συγκεκριμένα, αν η βαθμολογία ξεπερνά τους 60 βαθμούς τότε η επιχείρηση θεωρείται κερδοφόρα. Οι επιχειρήσεις με μέτρια αποτελέσματα βρίσκονται μεταξύ 39 και 59 βαθμών και οι εκείνες με βαθμολογία κάτω των 30 θεωρούνται αδύναμες και κινδυνεύουν με πτώχευση. Από την εφαρμογή του μοντέλου αποδείχθηκε ότι μόνο το 3% των εταιριών με υψηλή βαθμολογία πτώχευσε και 52% των εταιριών με χαμηλή βαθμολογία πτώχευσε επίσης.

Οι δείκτες που είναι πιο σημαντικοί έχουν υψηλότερη στάθμιση έναντι των υπολοίπων, η οποία όμως γίνεται με βάση υποκειμενικά κριτήρια. Το μεγαλύτερο μειονέκτημα του μοντέλου αυτού είναι ότι τα δεδομένα μπορεί να οδηγήσουν σε εσφαλμένα συμπεράσματα και να μην εκτιμήσουν σωστά την ρεαλιστική κατάσταση της επιχείρησης. Το γεγονός όμως ότι δεν απαιτούσε προχωρημένες γνώσεις στατιστικής την καθιστούσε πιο προσιτή και εύκολη στην χρησιμοποίησή της.

Ένα άλλο μοντέλο δείκτη κινδύνου παρόμοιας νοοτροπίας παρουσιάστηκε από τους Moses και Liao (1987), στο οποίο υπολογίζονται τιμές αποκοπής για κάθε δείκτη ξεχωριστά μέσω της Μονομεταβλητής Ανάλυσης και έπειτα δημιουργείται μία αντίστοιχη μεταβλητή που λαμβάνει μόνο τις τιμές μηδέν και ένα. Οι δείκτες που χρησιμοποιήσαν ήταν οι εξής:

1. Μόχλευση
2. Ρευστότητα
3. Κύκλος Εργασιών

Αν ο συγκεκριμένος εξεταζόμενος δείκτης παρουσιάζει τιμή μεγαλύτερη της τιμής αποκοπής τότε λαμβάνει την τιμή ένα, διαφορετικά λαμβάνει την τιμή μηδέν. Για να προκύψει η τελική βαθμολογία της επιχείρησης προστίθενται όλες οι τιμές (0 ή 1) των δεικτών και όσο μεγαλύτερη είναι, τόσο καλύτερη θεωρείται η οικονομική της κατάσταση. Από την εφαρμογή του μοντέλου επιτεύχθηκε 85% ακρίβεια για τις αποτυχημένες επιχειρήσεις, 73% για τις υγιείς και 79% για τις επιχειρήσεις που κυμαίνονταν στον μέσο όρο.

2.3. ΠΟΛΥΜΕΤΑΒΛΗΤΗ ΔΙΑΚΡΙΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ (MULTIVARIATE DISCRIMINANT ANALYSIS)

Η Πολυμεταβλητή Διακριτική ανάλυση διαθέτει τον εξής τύπο:

$$Z_i = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n$$

όπου

a_1, a_2, \dots, a_n = διακριτικοί συντελεστές

x_1, x_2, \dots, x_n = ανεξάρτητες μεταβλητές

Z_i = σκορ

Για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας οι ανεξάρτητες μεταβλητές x_i αντιπροσωπεύουν τους σημαντικότερους δείκτες πρόβλεψης της επιχείρησης i και η εξαρτημένη μεταβλητή Z_i συνθέτει ένα σκορ, το Z-score, ώστε να ταξινομηθεί η

επιχείρηση i στις πτωχευμένες ή στις μη πτωχευμένες με βάση την τιμή αποκοπής Z^* (cut off).

Η ανάλυση αυτή υπόκειται στους εξής περιορισμούς:

1. Οι ομάδες ταξινόμησης δεν είναι απαραίτητο να έχουν τον ίδιο αριθμό, όμως ο αριθμός των παρατηρήσεων της μικρότερης ομάδας πρέπει να υπερβαίνει τον αριθμό των ανεξάρτητων μεταβλητών
2. Οι μεταβλητές οφείλουν να ακολουθούν την κανονική κατανομή
3. Οι διακυμάνσεις των μεταβλητών πρέπει να έχουν ομοιογένεια σε κάθε ομάδα
4. Οι μέσες τιμές των μεταβλητών και οι αντίστοιχες τυπικές αποκλίσεις τους δεν πρέπει να προβάλλουν ισχυρή γραμμική συσχέτιση

2.3.1. Το μοντέλο Z-Score του Altman

Ο Edward I. Altman θεωρείται ο πατέρας της πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας μέσω της Πολυμεταβλητής Διακριτικής Ανάλυσης καθώς οι δημοσιεύσεις του αποτέλεσαν σημείο αναφοράς για τις επόμενες γενιές και την εκπόνηση αναρίθμητων μελλοντικών εργασιών. Το 1968 ο οικονομολόγος και τότε διδακτορικός φοιτητής Edward I. Altman δημοσίευσε μία έρευνα στην οποία ανέπτυξε ένα μοντέλο πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας. Μέχρι την τότε εποχή όσες μελέτες είχαν γίνει με αντικείμενο τον εντοπισμό των λειτουργικών και χρηματοοικονομικών δυσκολιών αλλά και για την μέτρηση επίδοσης μιας επιχείρησης, χρησιμοποιούσαν την παραδοσιακή μέθοδο της ανάλυσης αριθμοδεικτών.

Θα δοθεί ιδιαίτερη έμφαση στο συγκεκριμένο υπόδειγμα, καθώς η παρούσα διπλωματική για την μεθοδολογία της έρευνας θα βασιστεί στην μεθοδολογία που ακολούθησε ο Altman ώστε να εντοπίσουμε τους αριθμοδείκτες εκείνους που έχουν την καλύτερη προβλεπτική ικανότητα.

Ο Altman είχε παρατηρήσει ότι οι αριθμοδείκτες μιας αποτυχημένης επιχείρησης (ο Altman θεωρεί ως αποτυχία την πτώχευση) ήταν διαφορετικοί από αυτούς μιας υγιούς επιχείρησης που συνέχιζε την λειτουργία της. Οπότε μέσω της σύγκρισης

των αριθμοδεικτών, θα δινόταν η δυνατότητα εξαγωγής συμπερασμάτων ως προς την ενδεχόμενη αποτυχία της. Λίγο αργότερα παρατηρήθηκε ότι μέχρι και πέντε έτη πριν την πτώχευση αρκούσαν για να γίνει η ανάλυση αριθμοδεικτών και να εξαχθεί ένα αξιόπιστο συμπέρασμα. Μεταγενέστερες μελέτες που ασχολήθηκαν με το ίδιο θέμα είχαν προσθέσει τον περιορισμό ότι σαν δείγμα θα έπαιρναν μόνο επιχειρήσεις μεγάλου μεγέθους. Όλες αυτές οι μελέτες συνεπάγονταν ότι οι αριθμοδείκτες λειτουργούν ως προβλεπτικοί παράγοντες για πτώχευση. Ποιοι δείκτες όμως είναι οι καταλληλότεροι για να πραγματοποιήσουν μία τέτοιου είδους πρόβλεψη; Η απάντηση δεν ήταν ξεκάθαρη από την αρχή, καθώς είχε δημοσιευθεί πληθώρα ερευνών όπου ο κάθε επιστήμονας χρησιμοποιούσε αριθμοδείκτες που θεωρούσε ο ίδιος σαν πιο ιδανικούς για την περίπτωση. Τελικά ως επικρατέστεροι αριθμοδείκτες σύμφωνα με την συχνότητα εμφάνισης τους και την χρησιμότητά τους, κυριάρχησαν εκείνοι της κερδοφορίας, της ρευστότητας και της φερεγγυότητας οι οποίοι αποτελούν τον ακρογωνιαίο λίθο της χρηματοοικονομικής ανάλυσης μέχρι και σήμερα, δικαίως.

Ο Altman παρατήρησε ότι υπήρχαν πολλές ελλείψεις στην παραδοσιακή ανάλυση αριθμοδεικτών καθώς στην πλειοψηφία σχεδόν των ερευνών χρησιμοποιούταν η Μονομεταβλητή Ανάλυση η οποία καθιστούσε την εκτίμηση της πτώχευσης αμφισβητήσιμη και τα αποτελέσματα επιρρεπή σε παρερμηνεία. Ενδεικτικά ανέφερε το εξής παράδειγμα: Μία εταιρία με χαμηλή κερδοφορία και/ή και με ιστορικό φερεγγυότητας μπορεί να θεωρηθεί ότι ελλοχεύει την πιθανότητα πτώχευσης. Όμως εξαιτίας της μέσης ρευστότητας που όπως αναφέρθηκε διαθέτει, η κατάσταση μπορεί να μην είναι σοβαρή.

Καταλαβαίνουμε λοιπόν ότι είναι πολύ σχετικό το πόσο καλή ή όχι είναι η επίδοση της κάθε εταιρίας και ότι η παραδοσιακή ανάλυση είναι ασαφής. Έτσι γεννήθηκε η ιδέα ότι πρέπει να κατασκευαστεί ένα μοντέλο πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας το οποίο θα χρησιμοποιεί μεν τους αριθμοδείκτες αλλά θα εξετάζει το ζήτημα πιο ολοκληρωμένα και πιο συνδυαστικά. Πάλι βέβαια τίθεται το θέμα επιλογής αριθμοδεικτών αλλά και των σταθμίσεων που θα πρέπει να τους δοθούν.

Ο Altman παρατηρώντας ότι η Πολυμεταβλητή Ανάλυση ξεκίνησε να χρησιμοποιείται στην βιολογία και έπειτα εφαρμόστηκε και σε οικονομικά

προβλήματα επιτυχώς, όπως η αξιολόγηση της καταναλωτικής πίστης, η αξιολόγηση επενδυτικού κεφαλαίου, επιλέχθηκε ως η καταλληλότερη στατιστική τεχνική.

Η MDA είναι μία στατιστική τεχνική η οποία χρησιμοποιείται για να κατατάξει μία παρατήρηση σε μία από τις ομάδες τις οποίες έχουμε σχηματίσει εκ των προτέρων (a priori), που εξαρτώνται από τα ατομικά χαρακτηριστικά της κάθε παρατήρησης. Χρησιμοποιείται κυρίως για να κατατάξουμε ή και να κάνουμε προβλέψεις σε προβλήματα όπου η εξαρτημένη μεταβλητή είναι σε ποιοτική μορφή, π.χ. πτωχευμένες και μη πτωχευμένες. Επομένως στο αρχικό στάδιο δημιουργούνται δύο ή περισσότερα γκρουπ τα οποία θα είναι σαφή. Στην συνέχεια συλλέγονται δεδομένα για τα αντικείμενα (π.χ. εταιρίες) των γκρουπ και η MDA προσπαθεί να αντλήσει εκείνο τον γραμμικό συνδυασμό των χαρακτηριστικών (π.χ. αριθμοδείκτες) που θα εξασφαλίσει την καλύτερη δυνατή ταξινόμηση ανάμεσα στα γκρουπ. Επομένως, η MDA έχει το πλεονέκτημα ότι λαμβάνει υπόψιν της ολόκληρο το προφίλ των κοινών χαρακτηριστικών ανάμεσα στα σχετικά αντικείμενα ταυτόχρονα, όπως επίσης και την αλληλεπίδραση αυτών των χαρακτηριστικών μεταξύ τους. Σε αντίθεση με την Πολυμεταβλητή, η Μονομεταβλητή ανάλυση θα εξέταζε μόνο τις μετρήσεις των χαρακτηριστικών διαδοχικά με μεμονωμένο τρόπο. Ένα άλλο πλεονέκτημα της MDA είναι ότι μειώνει το επίπεδο διάστασης του αναλυτή κατά μία μονάδα. Ο Altman στο σχετικό του άρθρο(1968) είχε δημιουργήσει δύο ομάδες, η μία αφορούσε τις πτωχευμένες και η άλλη τις μη πτωχευμένες. Άρα με την χρήση της MDA πετύχαινε να ρίξει στην μία διάσταση την ανάλυσή του. Η διακριτική εξίσωση είχε την μορφή:

$$Z = v_1x_1 + v_2x_2 + \dots + v_nx_n$$

όπου

v_1, v_2, \dots, v_n = διακριτικοί συντελεστές

x_1, x_2, \dots, x_n = ανεξάρτητες μεταβλητές

η οποία μετασχημάτιζε τις ατομικές αξίες των μεταβλητών σε ένα μοναδικό διακριτικό σκορ ή αξία Z. Η αξία Z στην συνέχεια χρησιμοποιούταν για να κατατάξει το αντικείμενο στην αντίστοιχη κατηγορία. Η MDA υπολογίζει τους διακριτικούς συντελεστές ενώ οι ανεξάρτητες μεταβλητές x_j είναι οι πραγματικές τιμές, όπου $j=1,2,\dots,n$.

Χρησιμοποιώντας τους χρηματοοικονομικούς δείκτες για να αξιολογηθεί αν μια επιχείρηση θα πτωχεύσει στο μέλλον, γνωρίζουμε ότι πιθανότατα θα παρουσιάσουν υψηλή συσχέτιση μεταξύ τους και πολυσυγγραμμικότητα. Θα πρέπει να γίνει λοιπόν προσεκτική επιλογή των μεταβλητών πρόβλεψης ώστε να αποδοθεί ένα μοντέλο, το οποίο αξιοποιώντας έναν σχετικά μικρό αριθμό μετρήσεων θα μεταδώσει έναν μεγάλο αριθμό πληροφοριών.

Το αρχικό δείγμα που χρησιμοποίησε ο Altman αποτελούνταν από 66 επιχειρήσεις οι οποίες χωρίστηκαν σε 2 ομάδες των 33. Η πρώτη ομάδα αποτελούνταν από εκείνες που είχαν υποβάλλει αίτηση πτώχευσης κατά την περίοδο 1945-1965 με μέσο ύψος ενεργητικού 6,4 εκατομμύρια δολάρια με εύρος ενεργητικού από 0,7 έως 25,9 εκατομμύρια δολάρια. Η δεύτερη ομάδα αποτελούνταν από προσεκτικά επιλεγμένες επιχειρήσεις που εξακολουθούσαν να είναι σε λειτουργία έως το 1966, με μέσο ενεργητικό που κυμαινόταν από 1 έως και 25 εκατομμύρια δολάρια, αντιστοιχισμένες σε αυτές τις πρώτης ομάδας κατά μέγεθος.

Η έκταση του μεγέθους των επιχειρήσεων ήταν μεσαίας τάξης, οι πολύ μεγάλες και οι μικρές είχαν αποκλειστεί. Οι πολύ μεγάλες επιχειρήσεις σπάνια πτωχεύουν και έτσι δεν μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν στην πρώτη ομάδα, από την άλλη, οι πολύ μικρές που πτωχεύουν πιο συχνά δεν παρείχαν την απαραίτητη πληροφόρηση καθώς συνήθως δεν είναι υποχρεωμένες να δημοσιεύουν τις λογιστικές τους καταστάσεις. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι του ίδιου έτους και για τις δυο ομάδες, ένα χρόνο πριν τη πτώχευση.

Ο Altman αφού συνέλεξε τις απαραίτητες λογιστικές καταστάσεις των επιχειρήσεων του δείγματος, υπολόγισε 22 αριθμοδείκτες με βάση την δημοτικότητά τους στην βιβλιογραφία αλλά και την χρησιμότητά τους σε σχέση με την έρευνά του. Από αυτούς ξεχώρισε 5 που θεώρησε ότι θα έκαναν την ακριβέστερη πρόβλεψη όλοι μαζί ταυτόχρονα σαν σύνολο. Ο κάθε δείκτης εκπροσωπούσε και μία κατηγορία αριθμοδεικτών. Οι 5 κατηγορίες ήταν: η ρευστότητα(liquidity), η αποδοτικότητα(profitability), η μόχλευση(leverage), η φερεγγυότητα(solvency) και η δραστηριότητα(activity). Για να καταλήξει σε αυτούς τους 5 αριθμοδείκτες χρησιμοποίησε τα εξής κριτήρια:

1. Στατιστική σημαντικότητα των διαφόρων εναλλακτικών λειτουργιών, συμπεριλαμβανομένου του προσδιορισμού των σχετικών συνεισφορών κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής.
2. Αλληλεξάρτηση μεταξύ των σχετικών μεταβλητών,
3. Προγνωστική ακρίβειας των διαφόρων προφίλ
4. Κρίση του αναλυτή

Χρησιμοποιώντας τους 5 αριθμοδείκτες, ο Altman δημιούργησε την συνάρτηση Z:

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999 X_5$$

όπου

X_1 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X_2 = Κέρδη εις νέον (Παρακρατηθέντα κέρδη) / Σύνολο Ενεργητικού

X_3 = Κέρδη προ τόκων και φόρων / Σύνολο Ενεργητικού

X_4 = Τρέχουσα αξία μετοχών / Λογιστική Αξία Συνολικών Υποχρεώσεων

X_5 = Κύκλος Εργασιών (Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού)

Z = Συνδυαστικός δείκτης (Z-score)

X_1 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

Το κεφάλαιο κίνησης ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ κυκλοφορούντος ενεργητικού και βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων. Ο δείκτης X_1 ανήκει στους δείκτες ρευστότητας και εκφράζει τα καθαρά ρευστά στοιχεία του ενεργητικού προς την συνολική κεφαλαιοποίηση. Η ρευστότητα και το μέγεθος της επιχείρησης εξετάζονται κατηγορηματικά. Συνήθως μια εταιρία που παρουσιάζει συνεχείς λειτουργικές ζημιές θα έχει συρρίκνωση του κυκλοφορούντος ενεργητικού σε σχέση με το συνολικό ενεργητικό της. Ο Altman αξιολόγησε και άλλους δύο δείκτες ρευστότητας, τον δείκτη άμεσης ρευστότητας και τον δείκτη κυκλοφοριακής ρευστότητας, όμως από τους τρεις αυτούς δείκτες, ο X_1 αποδείχθηκε εκείνος με την μεγαλύτερη αξία. Το πόρισμα αυτό είναι σύμφωνο και με την μελέτη του Merwin η οποία αξιολόγησε τον δείκτη καθαρού κεφαλαίου κίνησης προς σύνολο ενεργητικού ως τον πιο αντιπροσωπευτικό δείκτη μη συνέχισης της εταιρίας.

X_2 = Κέρδη εις νέον / Σύνολο Ενεργητικού

Τα κέρδη εις νέον(ή παρακρατηθέντα κέρδη) ορίζονται ως το σύνολο των κερδών/ζημιών το οποίο επενδύεται εκ νέου όσο συνεχίζει να λειτουργεί η εταιρία. Με αυτό τον δείκτη εξετάζεται η ηλικία μιας εταιρίας. Μια νέα εταιρία είναι πολύ πιθανό να παρουσιάσει χαμηλή τιμή σε αυτό τον δείκτη διότι δεν είχε τον χρόνο να δημιουργήσει συσσωρευμένα κέρδη. Οπότε μπορεί να υποστηριχθεί ότι μία νέα εταιρία είναι περισσότερο αδικημένη σε σχέση με μία παλαιότερη εταιρία στην συγκεκριμένη ανάλυση, καθώς η πιθανότητά της να ταξινομηθεί στις εταιρίες που απειλούνται με χρεοκοπία είναι μεγαλύτερη από μία άλλη παλαιότερη, με την προϋπόθεση ότι οι άλλοι παράγοντες παραμένουν σταθεροί(ceteris paribus). Όμως το γεγονός αυτό αντανακλά την πραγματικότητα επειδή και στην πράξη η πιθανότητα αποτυχίας μια εταιρίας είναι πολύ υψηλότερη στα πρώτα χρόνια λειτουργίας της.

X_3 =Κέρδη Προ Τόκων και Φόρων / Σύνολο Ενεργητικού

Αυτός ο δείκτης είναι ένα μέτρο της πραγματικής παραγωγικότητας του ενεργητικού μιας εταιρίας, απαλλαγμένος από παράγοντες φόρου και μόχλευσης. Επίσης είναι από τους πιο κατάλληλους δείκτες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για μελέτες σχετικές με εταιρική αποτυχία, καθώς η ύπαρξη μιας εταιρίας βασίζεται στην κερδοφορία των στοιχείων του ενεργητικού της. Επιπλέον, η αφερεγγυότητα υπό την έννοια της πτώχευσης συμβαίνει όταν οι συνολικές υποχρεώσεις υπερβαίνουν την δίκαιη αποτίμηση των περιουσιακών στοιχείων της εταιρίας, με αξία που καθορίζεται από την κερδοφορία των περιουσιακών στοιχείων.

X_4 = Τρέχουσα αξία μετοχών / Λογιστική Αξία Συνολικών Υποχρεώσεων

Η αγοραία αξία του μετοχικού κεφαλαίου υπολογίζεται από την συνδυασμένη αγοραία αξία των προνομιούχων και των κοινών μετοχών ενώ το συνολικό χρέος περιλαμβάνει τις βραχυπρόθεσμες αλλά και τις μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις. Ο δείκτης αυτός δείχνει πόσο πολύ μπορεί να μειωθεί σε αξία το ενεργητικό της εταιρίας (υπολογισμένο από την αγοραία αξία των μετοχών συν το χρέος), πριν οι υποχρεώσεις υπερβούν το ενεργητικό και η εταιρία γίνει αφερέγγυα. Τα πλεονεκτήματα που έχει είναι ότι λαμβάνει υπόψιν του την διάσταση της κεφαλαιοποίησης την οποία παλαιότερες μελέτες δεν είχαν χρησιμοποιήσει, και ότι

είναι αποτελεσματικότερος δείκτης πρόβλεψης αποτυχίας έναντι του ευρύτερα χρησιμοποιούμενου Καθαρή αξία /Συνολικό χρέος (λογιστικές αξίες).

X_5 = Κύκλος Εργασιών / Σύνολο Ενεργητικού

Ο δείκτης αυτός είναι ένας τυποποιημένος χρηματοοικονομικός δείκτης ο οποίος απεικονίζει την ικανότητα των στοιχείων του ενεργητικού της εταιρίας να μετατρέπονται σε πωλήσεις(κύκλος εργασιών). Είναι ένα μέτρο της ικανότητας της διοίκησης να ανταποκρίνεται σε ανταγωνιστικές συνθήκες. Ο εν λόγω δείκτης παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον διότι, παρόλο που όταν εξετάζεται μεμονωμένα είναι ο λιγότερο σημαντικός και δεν θα έπρεπε να συμπεριλαμβάνεται καν σύμφωνα με το μέτρο στατιστικής σημαντικότητας. Εξαιτίας της μοναδικής σχέσης του με τις υπόλοιπες μεταβλητές του μοντέλου, κατατάσσεται δεύτερος ως προς την συνεισφορά του στην συνολική διακριτική ικανότητα του μοντέλου.

Στην συνέχεια μέσω του τεστ σημαντικότητας της F value ελέγχεται η ατομική δυνατότητα διάκρισης των μεταβλητών. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της έρευνάς του, οι μεταβλητές X_3 , X_5 και X_4 έχουν την μεγαλύτερη συνεισφορά στον διαχωρισμό των ομάδων της διακριτικής εξίσωσης. Υπό το πρίσμα ενός αυστηρά μονομερούς επιπέδου, όλοι οι δείκτες παρουσιάζουν υψηλότερες τιμές για τις μη αποτυχημένες επιχειρήσεις. Επομένως, όσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα πτώχευσης μιας επιχείρησης, τόσο χαμηλότερο είναι το Z score . Προσδιορίζοντας την σχετική συμβολή κάθε μεταβλητής στην συνολική διακριτική ισχύ της εξίσωσης καθώς και την αλληλεπίδραση μεταξύ αυτών, ο Altman πετυχαίνει τον σχηματισμό του τελικού μεταβλητού προφίλ. Εφαρμόζοντας επιπρόσθετα τεστ (t-test) μειώνει τα ποσοστά των λαθών ταξινόμησης ελαχιστοποιώντας τα σφάλματα τύπου I και II στο 6 % και 3 % αντίστοιχα και καταφέρνει να ταξινομήσει σωστά το 95 % των εταιριών.

Ο Altman εστίασε στην μεταβλητές που θα συνεισέφεραν πιο πολύ στην προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου ανεξάρτητα αν παρουσίαζαν ή όχι μεγάλη στατιστική σημαντικότητα μεμονωμένα. Αυτό που ήθελε να πετύχει ήταν να διαλέξει εκείνους τους δείκτες που θα παρείχαν την μεγαλύτερη δυνατή ανομοιογένεια στα 2 γκρουπ και παράλληλα την μεγαλύτερη ομοιογένεια μεταξύ των εταιριών του ίδιου γκρουπ.

Μόλις εκτιμηθούν οι τιμές των διακριτών συντελεστών, είναι δυνατός ο υπολογισμός των διακριτών βαθμολογιών για κάθε επιχείρηση στο δείγμα και η ταξινόμηση τους σε μία από τις ομάδες βάσει αυτού του σκορ. Οι κριτικές τιμές του Z είναι οι 1,81 και 2,67, σύμφωνα με τις οποίες χωρίζονται σε 3 κατηγορίες:

Z-score	Κατηγορία Ζώνης
$Z < 1,81$	Επικίνδυνη
$1,81 < Z < 2,67$	Αμφισβητούμενη
$2,67 < Z$	Ασφαλής

Πίνακας 2-1 Κατάταξη βάσει Z-score

Σύμφωνα με τον πίνακα οι εταιρίες που βρίσκονται στην επικίνδυνη ζώνη πτώχευσης κινδυνεύουν με αποτυχία εντός του τρέχοντος έτους, εκείνες που βρίσκονται στην αμφισβητούμενη ζώνη ή αλλιώς στην «γκρίζα ζώνη»(grey area) δεν μπορούν να ταξινομηθούν με ασφάλεια στις αποτυχημένες και όσες εντάσσονται στην ασφαλή ζώνη δεν κινδυνεύουν να πτωχεύσουν κατά την διάρκεια του τρέχοντος έτους. Ασφαλής πρόβλεψη βέβαια μπορεί να γίνει μέχρι και 2 έτη προ της αποτυχίας της εταιρίας και μετά τα 2 έτη έως και τα 5 η πιθανότητα λανθασμένης ταξινόμησης αυξάνεται.

2.3.2. Υπόδειγμα Zeta

Το 1977 ο Altman δημοσίευσε μία νέα έρευνα στην οποία παρουσίασε ένα καινούριο μοντέλο, το μοντέλο Zeta, ως την πιο βελτιωμένη εκδοχή του Z-score. Το μοντέλο Zeta ήταν ικανό να προβλέψει επίσης την εταιρική αποτυχία έως και πέντε

έτη πριν την πραγματοποίησή της. Οι παρακάτω λόγοι οδήγησαν στην ανάπτυξη του εν λόγω μοντέλου:

- Το γενικό προφίλ των εταιριών που πτώχευαν είχε αλλάξει κι έτσι έπρεπε να προσαρμοστεί στα νέα δεδομένα
- Το μέγεθος του ενεργητικού των υπό εξέταση επιχειρήσεων είχε αλλάξει: ενώ πριν εξετάζονταν εταιρίες με μέγεθος ενεργητικού μέχρι 20 εκατομμύρια δολάρια, μετά αυξήθηκε στα 100 εκατομμύρια δολάρια
- Επιλέχθηκαν εταιρίες και εκτός του κλάδου της βιομηχανίας στον οποίο είχε επικεντρωθεί στην έρευνα του 1968, αφού είχε παρατηρηθεί ότι οι εμπορικές ήταν ιδιαίτερα ευάλωτες ως προς την πτώχευση κι έτσι προστέθηκαν και αυτές στην ανάλυση
- Χρειαζόντουσαν πιο σύγχρονα για την τότε εποχή δεδομένα κι έτσι συνέλλεξε δεδομένα εταιριών που είχαν πτωχεύσει μέσα στην τελευταία επταετία
- Αναπροσαρμογές στα δεδομένα ώστε να συμβαδίζουν με τις αλλαγές στα πρότυπα χρηματοοικονομικής πληροφόρησης
- Η ανάγκη να ελεγχθούν και να αξιολογηθούν οι σημαντικότερες αδυναμίες της MDA

Το νέο μοντέλο Zeta διαθέτει ικανότητα πρόβλεψης αποτυχίας έως και 5 έτη πριν την πτώχευση με ποσοστό ακρίβειας 70 %, ενώ για ένα έτος πριν την πτώχευση το ποσοστό αυξάνεται στο 90%. Η επιλογή των εμπορικών εταιριών δεν φάνηκε να επηρεάζει αρνητικά τα αποτελέσματα και αυτό μάλλον οφείλεται στις αναπροσαρμογές των δεδομένων που αναφέρθηκαν πριν.

Για το δείγμα του υποδείγματος Zeta χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από 53 πτωχευμένες εταιρίες οι οποίες είχαν πτωχεύσει την περίοδο 1969-1975, και οι οποίες ήταν ταιριασμένες με 58 μη πτωχευμένες, κατά κλάδο, περίοδο δεδομένων και μέγεθος ενεργητικού. Ο λόγος που οι δύο ομάδες εταιριών δεν είχαν τον ίδιο αριθμό ήταν ότι για τις υπολειπόμενες 5 δεν υπήρχαν επαρκή δεδομένα. Μολαταύτα το δείγμα είχε μοιραστεί ισάξια ανάμεσα στο βιομηχανικό κλάδο και στο λιανεμπόριο. Το μέγεθος του ενεργητικού όπως αναφέραμε και πριν είχε καθοριστεί στα 100 εκατομμύρια δολάρια περίπου.

Έπειτα από επαναληπτικές διαδικασίες για την όσο το δυνατόν μείωση του αριθμού των μεταβλητών που θα επιλέγονταν για το μοντέλο, κατέληξε σε 7, οι οποίες ήταν οι πιο στατιστικά σημαντικές και οι οποίες ταξινομούσαν το δείγμα πιο σωστά. Οι μεταβλητές αυτές ήταν οι εξής:

Χ₁: Κέρδη προ Φόρων και Τόκων/ Σύνολο Ενεργητικού (EBIT / Total Assets)

Ο δείκτης αυτός γνωστός και ως δείκτης αποδοτικότητας συνολικών κεφαλαίων (ROA) έχει αποδειχθεί από προηγούμενες μελέτες ιδιαίτερα χρήσιμος στην αξιολόγηση επίδοσης μιας εταιρίας (Altman (1968,1973) και Beaver (1967)). Στο συγκεκριμένο υπόδειγμα αποτελεί σημαντικό παράγοντα διαχωρισμού παρόλο που είναι εκείνος με την μικρότερη στατιστική σημαντικότητα.

Χ₂: Σταθερότητα Κερδών (Stability of Earnings)

Ο δείκτης αυτός υπολογίζεται από το τυπικό σφάλμα της εκτίμησης της τάσης της μεταβλητής Χ₁ για μια περίοδο 10 ετών. Ο συγκεκριμένος δείκτης κατατάσσεται δεύτερος σε στατιστική σημαντικότητα.

Χ₃: Δείκτης εξυπηρέτησης χρέους (Debt service ratio)

Ο δείκτης αυτός υπολογίζεται από τον γνωστό δείκτη κάλυψης τόκων Κέρδη προ Φόρων και Τόκων / Σύνολο τόκων (EBIT/ Total Interest Payments) και έχει υποστεί λογαριθμικό μετασχηματισμό προκειμένου να βελτιωθεί η κανονικότητα και η ομοσκεδαστικότητά του.

Χ₄: Δείκτης σωρευτικής κερδοφορίας (Cumulative profitability ratio)

Ο δείκτης αυτός υπολογίζεται από την αναλογία Παρακρατηθέντα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού (Retaining Earnings / Total Assets) και συνδέεται με παράγοντες όπως είναι η ηλικία της εταιρίας, η μερισματική της πολιτική καθώς και το ιστορικό κερδοφορίας της ανά τα χρόνια. Η μεταβλητή αυτή βρέθηκε να είναι αρκετά χρήσιμη για το μοντέλο Z-Score και είναι αναμφισβήτητα η πιο σημαντική μεταβλητή τόσο σε επίπεδο Μονομεταβλητής όσο και σε επίπεδο Πολυμεταβλητής Ανάλυσης.

Χ₅: Δείκτης ρευστότητας (Liquidity)

Ο συγκεκριμένος δείκτης είναι ο δείκτης άμεσης ρευστότητας και υπολογίζεται από την αναλογία Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις (Current Assets / Current Liabilities). Παρόλο που τα ευρήματα από προηγούμενες μελέτες είχαν δείξει ότι ο δείκτης άμεσης ρευστότητας δεν ήταν και τόσο αποτελεσματικός στην πρόβλεψη αποτυχίας όπως άλλοι δείκτες ρευστότητας, στην παρούσα μελέτη οι ερευνητές τον θεωρούν ελαφρώς πιο σημαντικό από άλλους δείκτες ρευστότητας όπως ο δείκτης Κεφάλαιο Κίνησης/ Σύνολο Ενεργητικού.

Χ₆: Δείκτης κεφαλαιοποίησης (Capitalization)

Ο δείκτης αυτός υπολογίζεται απλό την αναλογία Τρέχουσα Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Συνολικά Κεφάλαια (Market Value Equity / Total Capital). Και στον αριθμητή και στον παρονομαστή, η κοινή αξία μετριέται από τον μέσο όρο πέντε ετών της συνολικής τρέχουσας αξίας και όχι της λογιστικής αξίας. Επίσης ο παρονομαστής περιλαμβάνει προνομιούχες μετοχές σε αξία ρευστοποίησης, μακροχρόνιο χρέος και κεφαλαιοποιημένες μισθώσεις. Έχει χρησιμοποιηθεί ένας μέσος όρος 5 ετών προκειμένου να εξομαλυνθούν πιθανές έντονες διακυμάνσεις των αγορών.

Χ₇: Δείκτης μεγέθους (Size)

Υπολογίζεται από το σύνολο ενεργητικού της εταιρίας. Η μεταβλητή αυτή είχε προσαρμοστεί στις τότε πρόσφατες αλλαγές των διεθνών προτύπων χρηματοοικονομικής πληροφόρησης και είχε κανονικοποιηθεί λόγω ακραίων παρατηρήσεων.

Το υπόδειγμα Zeta σε σύγκριση με το Z-Score, παρέχει μεγαλύτερη ακρίβεια στη πρόβλεψη της οικονομικής αποτυχίας, όπως προαναφέραμε βασίζεται σε δεδομένα πιο σχετικά με τις τρέχουσες συνθήκες και σε ένα μεγαλύτερο αριθμό επιχειρήσεων. Επιπλέον το νέο μοντέλο έχει ακρίβεια 96% (έναντι 94% που έχει το Z- Score) για προβλέψεις ενός έτους πριν τη πτώχευση και 70% (έναντι 36% που έχει το Z- Score) για προβλέψεις δύο έως πέντε ετών πριν τη πτώχευση και είναι αναμφισβήτητα συμβατό για μικρού και μεσαίου μεγέθους επιχειρήσεις και όχι μόνο για μεγάλες.

2.3.3. Κριτική επί της μεθόδου Altman

Η μέθοδος του Altman δέχτηκε αρκετές κριτικές ως προς την αξιοπιστία της από μεταγενέστερους συγγραφείς. Οι Paul A. Meyer και Howard W. Pifer(1970) διαπίστωσαν μία σημαντική αδυναμία η οποία ήταν ότι η τιμή πρόβλεψης των χρηματοοικονομικών μεταβλητών ενισχυόταν όταν οι πτωχευμένες εταιρίες του δείγματος είχαν αποτύχει για διάφορους λόγους εκτός της υπεξαίρεσης, εφόσον το δείγμα αποτελούταν από βιομηχανικές επιχειρήσεις και καμία από αυτές δεν είχε αποτύχει για την συγκεκριμένη αιτία.

Ο Eisenbeis (1977) υπογράμμισε διάφορα μειονεκτήματα της μεθόδου αυτής που αφορούσαν κυρίως τις υποθέσεις της, την επιλογή των κατάλληλων *a priori* πιθανοτήτων και το κόστος της εσφαλμένης ταξινόμησης. Η υπόθεση της κανονικής κατανομής των μεταβλητών στην πράξη δεν ίσχυε στην πλειοψηφία των περιπτώσεων στα οικονομικά, οπότε έπρεπε να προσδιοριστούν οι συνέπειες της παραβίασης της και να βρεθεί η κατάλληλη μέθοδος ώστε να κανονικοποιηθούν, η πιο γνωστή ήταν μέσω λογαρίθμου. Επιπροσθέτως το γεγονός ότι στο δείγμα συμπεριλαμβάνονταν μόνο εταιρίες μικρού μεγέθους οδηγούσε στο να αποκλείονται αρκετές εταιρίες διαφορετικού μεγέθους.

Ο Ohlson(1980) θεώρησε ότι οι προϋποθέσεις για τις ιδιότητες κατανομής των μεταβλητών περιορίζουν το πεδίο της έρευνας, όπως για παράδειγμα η υπόθεση ότι οι πίνακες διακύμανσης και συνδιακύμανσης πρέπει να είναι ίδιοι και για τις δύο ομάδες εταιριών. Επίσης η υπόθεση της κανονικότητας περιορίζει και την χρήση ψευδομεταβλητών οι οποίες μπορεί να ήταν μία σημαντική προσθήκη. Σύμφωνα με τον Ohlson το αποτέλεσμα της μεθόδου του Altman είναι μία βαθμολογία η οποία έχει ελάχιστη διαισθητική ερμηνεία, αφού αποτελεί ένα μηχανισμό διάκρισης των εταιριών. Επίσης τονίζει ότι υπάρχουν ορισμένα προβλήματα που σχετίζονται με τις διαδικασίες αντιστοίχισης των εταιριών, καθώς οι υγιείς και πτωχευμένες εταιρίες αντιστοιχίζονται κατά ζεύγη σύμφωνα με κριτήρια όπως είναι το μέγεθος και ο κλάδος, τα οποία είναι κάπως αυθαίρετα. Δεν είναι ξεκάθαρο τι πραγματικά προσφέρει και τι όχι το ταίριασμα των εταιριών, συμπεριλαμβανομένης και της απουσίας της αντιστοίχισης. Πιστεύει πως θα ήταν πιο αποδοτικό να

χρησιμοποιηθούν οι μεταβλητές ως παράγοντες πρόβλεψης και όχι για σκοπούς αντιστοίχισης.

Ο Taffler (1983) τόνισε ότι αν και η μέθοδος του Altman παρουσίαζε σημαντική ακρίβεια πρόβλεψης, έβρισκε πιο κατάλληλη εφαρμογή σε εταιρίες που είχαν ακόμη χρονικά περιθώρια ώστε να προβούν σε διορθωτικές ενέργειες.

Οι Dugan και Grice (2001) πίστευαν ότι άλλη μία αδυναμία του μοντέλου προερχόταν από το μικρό μέγεθος του δείγματος, το μικρό ποσοστό παρακράτησης του δείγματος και από τη μικρή εξεταζόμενη περίοδο. Συμφώνησαν με τον Ohlson ως προς το γεγονός ότι η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου θα ήταν πιθανό να μην έχει καλή εφαρμογή και σε δείγμα με εταιρίες διαφορετικού κλάδου.

2.3.4. Υπόδειγμα Springate

Ο Springate χρησιμοποιώντας την μεθοδολογία του Altman, κατέληξε σε 4 αριθμοδείκτες μέσα από ένα αρχικό δείγμα 19 δημοφιλέστερων αριθμοδεικτών σχετικά με την ικανότητά τους σε πτωχευμένες και μη πτωχευμένες επιχειρήσεις. Η έρευνά του χρησιμοποίησε δεδομένα 40 επιχειρήσεων και κατέληξε στο εξής μοντέλο:

$$S = 1.03X_1 + 3.07X_2 + 0.66X_3 + 0.4X_4$$

όπου:

X_1 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X_2 = Κέρδη προ τόκων και φόρων / Σύνολο Ενεργητικού

X_3 = Κέρδη προ φόρων / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

X_4 = Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού

Η ακρίβεια ταξινόμησης για ένα έτος πριν την πτώχευση που επιτεύχθηκε ήταν 92,5 %, ποσοστό πολύ κοντινό με εκείνο του Altman.

2.4.ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ ΥΠΟ ΣΥΝΘΗΚΗ (CONDITIONAL PROBABILITY MODELS)

Όπως είδαμε και στην ενότητα 2.2, μέχρι τώρα η Πολυμεταβλητή Ανάλυση υπερέρχει της Μονομεταβλητής, παρουσιάζει όμως και κάποια μειονεκτήματα.

Πρώτο μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι πρέπει να ακολουθεί πολλούς περιορισμούς, γεγονός το οποίο μειώνει την προβλεπτική ικανότητα του δείγματος.

Δεύτερο μειονέκτημα αποτελεί ο κίνδυνος αποτυχίας σωστής πρόβλεψης λόγω αλλαγών στις αρχικές συνθήκες του υποδείγματος. Χρηματοοικονομικοί δείκτες που αξιολογήθηκαν ως οι σημαντικότεροι υπό κάποιες συνθήκες, υπάρχει η πιθανότητα σε ενδεχόμενη αλλαγή συνθηκών να μην παρουσιάζουν την ίδια σημαντικότητα. Ένα άλλο μειονέκτημα είναι ότι η ανάλυση αυτή, λαμβάνει για δεδομένα τα μεγέθη από τις δημοσιευμένες λογιστικές καταστάσεις των επιχειρήσεων και επομένως μοντέλα που έχουν κατασκευαστεί με παραποιοημένα μεγέθη, θα παρέχουν αναξιόπιστα αποτελέσματα.

Όλοι αυτοί οι λόγοι οδήγησαν στην αναθεώρηση της Πολυμεταβλητής Ανάλυσης μέσω της βελτίωσής της. Τα Υποδείγματα Πιθανότητας λοιπόν υιοθετούν αυτό τον ρόλο και έρχονται να διαδεχθούν την Μονομεταβλητή και Πολυμεταβλητή ανάλυση. Σε αντίθεση με τις προηγούμενες μεθόδους εδώ υπολογίζεται μία πιθανότητα πτώχευσης και όχι ένας δείκτης ή ένα score.

Και εδώ η βασική υπόθεση είναι ότι οι εταιρίες μπορούν να διαχωριστούν σε δύο κατηγορίες συνήθως, στην ομάδα των υγιών και στην ομάδα των αποτυχημένων (πτωχευμένων) εταιριών. Ανάλογα οι εταιρίες χαρακτηρίζονται από μία μεταβλητή y η οποία παίρνει τις εξής τιμές:

$$y_i = \begin{cases} 0, & \text{αν η } i - \text{οστή εταιρία είναι πτωχευμένη} \\ 1, & \text{αν η } i - \text{οστή εταιρία δεν είναι πτωχευμένη} \end{cases} \quad (1)$$

Στην κατηγορία αυτή ανήκουν τα Γραμμικά Υποδείγματα Πιθανότητας (Linear Probability Model) καθώς και τα μοντέλα Logit και Probit.

2.4.1. Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Linear Probability Model, LPM)

Η πιθανότητα πτώχευσης ήταν ένας τρόπος αντιμετώπισης της πτώχευσης που προσέλκυσε πολλούς ερευνητές κι έτσι αναπτύχθηκαν μοντέλα υπολογισμού της πιθανότητας αυτής. Τα γραμμικά υποδείγματα πιθανότητας χρησιμοποιήθηκαν σαν εναλλακτική των υποδειγμάτων Διακριτικής Ανάλυσης.

Το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας αποτελεί ειδική περίπτωση της παλινδρόμησης με την μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων (Ordinary Least Squares, OLS) και με την εξαρτημένη μεταβλητή y να είναι διχοτομική (0-1). Μια λεπτομερή περιγραφή της μεθόδου αυτής παρουσιάζει ο Gujarati(1988). Η εν λόγω μέθοδος υποθέτει ότι η ψευδομεταβλητή y στην εξίσωση (1), η οποία αντιπροσωπεύει την κατηγοριοποίηση μιας εταιρίας i σε μία από τις ομάδες, αποτελεί τον γραμμικό συνδυασμό των n χαρακτηριστικών εκείνης της εταιρίας.

Μετά από μετασχηματισμό (Collins and Green,1982) η πιθανότητα P_i μιας εταιρίας να αποτύχει δίνεται από την παρακάτω σχέση

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

Όπου a_0, a_1, \dots, a_n είναι εκτιμητές MET (Μεθόδου Ελαχίστων Τετραγώνων) και $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}$ είναι οι n ανεξάρτητες μεταβλητές της εταιρίας i , δηλαδή οι χρηματοοικονομικοί δείκτες ή άλλα χαρακτηριστικά που αφορούν την εταιρία i .

Στην εφαρμογή της μεθόδου LPM είχαν παρατηρηθεί σοβαρά στατιστικά προβλήματα. Τα κατάλοιπα δεν παρουσίαζαν ετεροσκεδαστικότητα και η κατανομή τους δεν ήταν κανονική. Επίσης υπήρχαν προβλήματα ερμηνείας καθώς η προβλεπόμενη αξία της πιθανότητας μπορούσε να λάβει τιμές εκτός του διαστήματος 0-1. Ο Altman (1981) βέβαια είχε προτείνει κάποιες λύσεις ώστε να αντισταθμιστεί αυτό το μειονέκτημα. Από την άλλη, ενώ οι βασικές υποθέσεις της MDA και της LPM δεν είναι ίδιες, τα αποτελέσματα των μεθόδων αυτών ήταν πανομοιότυπα. Αυτό μπορεί να εξηγεί εν μέρει γιατί η μέθοδος LPM δεν είχε μεγάλη εφαρμογή στην πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας.

Μολαταύτα υπήρχαν μελέτες που είχαν προτιμήσει την LPM έναντι της MDA χάριν ευκολίας (Theodossiou, 1991). Το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας είχε χρησιμοποιηθεί επίσης σε έρευνες για να προβλέπει δυο κατηγορίες ταξινόμησης ομολόγων αντί της πρόβλεψης της πτώχευσης επιχειρήσεων.

Πρώτοι από όλους είχαν χρησιμοποιήσει την LPM για πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας οι Meyer και Pifer (1970). Στη μελέτη τους είχαν χρησιμοποιήσει τους αριθμοδείκτες που είχαν υπολογίσει από τα στοιχεία της χρήσης ένα έτος πριν από την πτώχευση, ως ανεξάρτητες μεταβλητές.

Αξίζει επίσης να αναφερθεί ότι το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας χρησιμοποιήθηκε και από τους Grammatikos και Gloubos (1984). Στην συγκεκριμένη μελέτη τους εκτός από την LPM, χρησιμοποίησαν και την MDA λαμβάνοντας το ίδιο δείγμα εμποροβιομηχανικών ελληνικών επιχειρήσεων. Στη συνέχεια, πραγματοποίησαν μία σύγκριση σχετικά με την αξιοπιστία των δύο υποδειγμάτων και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι το LPM διαθέτει μεγαλύτερη προγνωστική ικανότητα όταν εφαρμόζεται σε δεδομένα από ένα έως τρία έτη πριν την πτώχευση σε σύγκριση με την MDA.

2.4.2. Πολυμεταβλητά Υπό Συνθήκη Πιθανοτικά Μοντέλα (Multivariate Conditional Probability Models)

Τα πολυμεταβλητά υπό συνθήκη πιθανοτικά μοντέλα έκαναν αργότερα την εμφάνισή τους στην διεθνή βιβλιογραφία. Τα μοντέλα εκείνα αποτελούνται από μια αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας, η τιμή της οποίας δίνει την πιθανότητα σε μια επιχείρηση να ανήκει στις υγιείς ή στις πτωχευμένες επιχειρήσεις. Σε αντίθεση με το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας, τα πολυμεταβλητά υπό συνθήκη πιθανοτικά μοντέλα δεν είναι γραμμικά υποδείγματα και διέπονται από κάποιους περιορισμούς. Τα κυριότερα υποδείγματα που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία είναι το λογιστικό ή λογαριθμικό υπόδειγμα (logit), το υπόδειγμα Oihlson και το κανονικό υπόδειγμα πιθανότητας (probit).

2.4.2.1. Υπόδειγμα Logit (Λογιστική Παλινδρόμηση)

Στην μέθοδο logit η πιθανότητα μία εταιρία i να πτωχεύσει δίνεται από το διάνυσμα των μεταβλητών X_i , το οποίο είναι $P(X_i, \hat{a}) = F(\tilde{a} + \hat{a}X_i)$, όπου $F(\tilde{a} + \hat{a}X_i)$ αποτελεί την αθροιστική λογιστική συνάρτηση πιθανότητας:

$$F(\tilde{a} + \hat{a}X_i) = \frac{1}{e^{-(\tilde{a} + \hat{a}X_i)}} \quad (2)$$

Η μέθοδος logit υπολογίζει την πιθανότητα πτώχευσης $P(X_i, \hat{a})$ μιας εταιρίας. Βασιζόμενη σε αυτή την πιθανότητα μία εταιρία μπορεί να ταξινομηθεί ως πτωχευμένη ή ως μη πτωχευμένη, χρησιμοποιώντας μία συγκεκριμένη τιμή πιθανότητας ως σημείο αναφοράς και επιχειρώντας την ελαχιστοποίηση σφαλμάτων τύπου I και τύπου II. Στην προκειμένη περίπτωση το σφάλμα τύπου I συμβαίνει όταν μία εταιρία κατατάσσεται στις υγιείς ενώ θα πτωχεύσει. Από την άλλη το σφάλμα τύπου II υπάρχει όταν μια εταιρία κατατάσσεται στις πτωχευμένες ενώ στην πραγματικότητα είναι υγιής. Οι συντελεστές του μοντέλου υπολογίζονται με την μέθοδο της μέγιστης πιθανοφάνειας.

Ο εκτιμήσεις της πιθανότητας βρίσκονται εντός του αποδεκτού διαστήματος [0,1] κι έτσι το υπόδειγμα logit θεωρείται κατάλληλο για την πραγματοποίηση προβλέψεων αποκτώντας προβάδισμα έναντι του γραμμικού υποδείγματος πιθανότητας. Αν η τιμή της πιθανότητας είναι κοντά στο μηδέν τότε ο κίνδυνος της πτώχευσης είναι υψηλός ενώ όσο πλησιάζει την μονάδα υπάρχει πιθανότητα η εταιρία να επιβιώσει.

Παρόλο που η ανάλυση Logit ήταν προτιμητέα έναντι της Διακριτικής Ανάλυσης, εξαιτίας των περιορισμών της Διακριτικής, συγκριτικές μελέτες μεταξύ των δύο μεθόδων δεν έχουν

αποδεικνύει υψηλότερα επίπεδα ακριβείας της logit ως προς την κατάταξη για όλες τις περιπτώσεις και για όλα τα είδη των υποδειγμάτων.

Συνοψίζοντας, η μέθοδος logit έχει τα εξής πλεονεκτήματα:

- Δεν είναι απαραίτητο να υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και των ανεξάρτητων μεταβλητών
- Η εξαρτημένη μεταβλητή καθώς και οι ανεξάρτητες μεταβλητές δεν είναι αναγκαίο να ακολουθούν την κανονική κατανομή
- Τα κατάλοιπα επίσης δεν είναι αναγκαίο να ακολουθούν την κανονική κατανομή
- Προσπερνά τη βασική υπόθεση της ομοιογένειας της διακύμανσης των μεταβλητών

Παρόλο που η χρησιμότητα της μεθόδου Logit είναι εξαιρετικά μεγάλη, σε πολλές περιπτώσεις παρατηρούνται προβλήματα συνέπειας καθώς οι εκτιμήσεις τους βασίζονται στο νόμο των πιθανοτήτων. Για το λόγο αυτό παρατίθενται μια σειρά από επεξηγηματικά στατιστικά μέτρα ώστε να ελέγξει την «δύναμη των εκτιμήσεων» (Pindyck and Rubinfeld, 1981).

2.4.2.2. Το μοντέλο του Ohlson

Ο James Ohlson θέλοντας να ξεπεράσει τους περιορισμούς του μοντέλου Z-score ανέπτυξε το 1980 ένα διαφορετικό, χρησιμοποιώντας την Πολλαπλή Λογιστική Παλινδρόμηση για να προβλέψει την πτώχευση των επιχειρήσεων. Για δείγμα του συγκεκριμένου μοντέλου επιλέχθηκαν αμερικανικές εταιρίες και εκτιμήθηκε η πιθανότητα αποτυχίας για κάθε μία από αυτές. Θεώρησε ότι το δικό του μοντέλο υπερτερούσε έναντι της MDA καθώς εκείνη απαιτούσε η πρόβλεψη να ακολουθεί την κανονική κατανομή και δημιουργούσε προβλήματα από τον αυθαίρετο χαρακτήρα του ταιριάσματος των υγιών και πτωχευμένων επιχειρήσεων.

Ο Ohlson ως δείγμα για το μοντέλο του, επέλεξε 105 βιομηχανικές επιχειρήσεις οι οποίες είχαν πτωχεύσει κατά την περίοδο 1970-1976 και 2058 υγιείς επιχειρήσεις. Απαραίτητη προϋπόθεση ήταν όλες οι επιχειρήσεις να ανήκαν στις εισηγμένες εταιρίες του χρηματιστηρίου των ΗΠΑ έως και τρία έτη πριν από την πτώχευση. Στις μη πτωχευμένες επιχειρήσεις έγινε τυχαία επιλογή. Ο στόχος ήταν να κατασκευαστούν τρία μοντέλα πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας με ακρίβεια πρόβλεψης έως και τρία έτη πριν από την πραγματική πτώχευση. Το πρώτο μοντέλο χρησιμοποιήθηκε για πρόβλεψη πτώχευσης μέσα σε 1 έτος, το δεύτερο μέσα σε 2 έτη και το τρίτο για να προβλέψει τη πτώχευση μέσα σε 1 ή

2 έτη. Στην συνέχεια, χρησιμοποιώντας κάθε ένα από αυτά τα μοντέλα, χρησιμοποίησε μια λογιστική συνάρτηση για να προβλέψει τη πιθανότητα αποτυχίας των επιχειρήσεων.

Σε σύγκριση με τον Altman, ο Ohlson εφάρμοσε την μέθοδο Logit σε ένα πολύ μεγαλύτερο δείγμα στο οποίο δεν είχε συμπεριλάβει την επιλογή κατά ζεύγη και κατέληξε σε ένα Score όπου το ονόμασε O-Score. Μετέπειτα, επέλεξε εννέα ανεξάρτητες μεταβλητές X_i που θεώρησε ότι συμβάλλουν αποτελεσματικά στην προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων του. Κατασκεύασε λοιπόν 3 μοντέλα, το πρώτο πραγματοποιούσε πρόβλεψη πτώχευσης εντός ενός έτος, το δεύτερο πραγματοποιούσε πρόβλεψη εντός δύο ετών εφόσον αυτή προκύψει κατά τον δεύτερο χρόνο και το τρίτο μοντέλο πραγματοποιούσε πρόβλεψη εντός έτους ή δύο ετών.

Τα μοντέλα του Ohlson υπολογίζουν την πιθανότητα πτώχευσης μια επιχείρησης ως εξής:

Μοντέλο 1

$$T_1 = - 1,32 - 0,407X_1 + 6,03X_2 - 1,43X_3 + 0,0757X_4 - 1,72X_5 - 2,37X_6 - 1,83X_7 + 0,285X_8 - 0,521X_9$$

Μοντέλο 2

$$T_2 = 1,84 - 0,519X_1 + 4,76X_2 - 1,71X_3 - 0,297X_4 - 1,98X_5 - 2,74X_6 - 2,18X_7 - 0,78X_8 - 0,4218X_9$$

Μοντέλο 3

$$T_3 = 1,13 - 0,478X_1 + 5,29X_2 + 0,99X_3 + 0,062X_4 - 1,91X_5 - 4,62X_6 - 2,25X_7 - 0,521X_8 - 0,212X_9$$

όπου

$$X_1 = \log (\text{Σύνολο Ενεργητικού} / \text{ΑΕΠ})$$

$$X_2 = \text{Σύνολο Υποχρεώσεων} / \text{Σύνολο Ενεργητικού}$$

$$X_3 = \text{Κεφάλαιο Κίνησης} / \text{Σύνολο Ενεργητικού}$$

$$X_4 = \text{Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις} / \text{Κυκλοφορούν Ενεργητικό}$$

$$X_5 = \begin{cases} 1, & \text{αν } \text{Σύνολο Υποχρεώσεων} > \text{Σύνολο Ενεργητικού} \\ 0, & \text{αν } \text{Σύνολο Υποχρεώσεων} < \text{Σύνολο Ενεργητικού} \end{cases}$$

$$X_6 = \text{Καθαρά Έσοδα} / \text{Σύνολο Ενεργητικού}$$

$$X_7 = \text{Δυνατότητα αυτοχρηματοδότησης} / \text{Σύνολο Υποχρεώσεων}$$

$$X_8 = \begin{cases} 1, & \text{αν } \text{Καθαρά Έσοδα} < 0 \text{ τα τελευταία 2 χρόνια} \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

$$X_9 = [(\text{Καθαρά Έσοδα})_t - (\text{Καθαρά Έσοδα})_{t-1}] / [|\text{Καθαρά Έσοδα}|_t + |\text{Καθαρά Έσοδα}|_{t-1}]$$

και $(\text{Καθαρά Έσοδα})_t$ = Τα καθαρά έσοδα της πιο πρόσφατης περιόδου

Μέσω της λογιστικής παλινδρόμησης υπολογίζεται η στατιστική σημαντικότητα των αποτελεσμάτων και η συνεισφορά των χρηματοοικονομικών μεταβλητών στο μοντέλο.

Εντούτοις, υπάρχουν πολύπλοκες γραμμικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών που δεν μπορούν να ερευνηθούν εύκολα.

2.4.2.3. Το μοντέλο probit

Τα υποδείγματα Probit είναι παρόμοια με τα υποδείγματα Logit· η διαφορά τους έγκειται στον τρόπο υπολογισμού της πιθανότητας πτώχευσης καθώς υποθέτει ότι η αθροιστική κατανομή της πιθανότητας είναι κανονική και όχι λογαριθμική όπως συμβαίνει στα υποδείγματα Logit.

Η πιθανότητα πτώχευσης μια εταιρίας υπολογίζεται από την ακόλουθη σχέση:

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

όπου

$F(\tilde{a} + \hat{a}X_i)$ = η τυποποιημένη αθροιστική κανονική κατανομή

Όπως στο Logit έτσι και στο Probit, εφαρμόζεται η μέθοδος της μέγιστης πιθανοφάνειας ώστε να εκτιμηθούν οι συντελεστές του μοντέλου.

Οι Grablowsky and Talley (1981) συνέκριναν την ανάλυση Probit με την πολυμεταβλητή διακριτική ανάλυση ως προς την ταξινόμηση των υποψήφγων εταιριών που ζητούσαν πίστωση. Μέσω της σύγκρισης αυτής έλεγξαν την μοναδικότητα των συντελεστών, το φαινόμενο της πολυσυγγραμμικότητας και την ακρίβεια της ταξινόμησης, καταλήγοντας στο ότι η ανάλυση Probit μπορεί να χρησιμοποιηθεί εναλλακτικά της πολυμεταβλητής διακριτικής ανάλυσης.

Οι μελέτες που έχουν χρησιμοποιήσει την ανάλυση Probit είναι πολύ λιγότερες σε σχέση με εκείνες που χρησιμοποίησαν την ανάλυση Logit. Αυτό οφείλεται κυρίως στο γεγονός ότι η ανάλυση Probit απαιτεί περισσότερους και πολυπλοκότερους υπολογισμούς καθώς περιλαμβάνει μη γραμμική εκτίμηση (Gloubois and Grammatikos, 1988). Ένας άλλος λόγος για το οποίο προτιμάται η Logit έναντι της LPM και της Probit είναι ότι η ανάλυση αυτή περιορίζει την πιθανότητα πτώχευσης στο αποδεκτό διάστημα [0,1].

Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφερθεί ότι η MDA, η LPM, η Logit και η Probit βασίζονται σε πολλές υποθέσεις και υπόκεινται σε αρκετούς περιορισμούς που να μην εξασφαλίζουν υψηλή ακρίβεια στα συμπεράσματά τους, αποθαρρύνουν δε τους ερευνητές από την χρησιμοποίησή τους καθώς είναι πιο σύνθετες διαδικασίες. Γενικότερα οι προαναφερθείσες αναλύσεις έχουν δεχθεί κριτικές ως προς το ότι δεν επιτυγχάνουν υψηλή

ακρίβεια στις προβλέψεις τους καθώς επιχειρούν μέσω του γραμμικού υποδείγματος να ερμηνεύσουν μία πραγματικότητα μη γραμμική.

2.4.2.4. Το μοντέλο του Zmijewski

Το 1984 ο Zmijewski ανέπτυξε ένα μοντέλο βασιζόμενο στην μέθοδο Probit με δείγμα 40 πτωχευμένων και 800 μη πτωχευμένων βιομηχανικών επιχειρήσεων και ενσωμάτωσε σε αυτό δείκτες από τις τρεις κυριότερες κατηγορίες αριθμοδεικτών: την κερδοφορία, την αφερεγγυότητα και την ρευστότητα. Το μοντέλο αυτό ήταν σταθμισμένο και συγκεκριμένα οι δείκτες που χρησιμοποίησε ήταν οι εξής (σε αντιστοιχία με τις προηγούμενες κατηγορίες):

ROA=Καθαρά Κέρδη/Σύνολο Ενεργητικού

FNL=Συνολικό Χρέος/Σύνολο Ενεργητικού

LIQ=Κυκλοφορούν Ενεργητικό/Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

Η παρακάτω σχέση υπολογίζει την πιθανότητα πτώχευσης μιας επιχείρησης:

$$X = - 4,803 - 3,6(\text{ROA}) + 5,4(\text{FINL}) - 0,1(\text{LIQ})$$

Το X δηλώνει την πιθανότητα πτώχευσης και όσο πιο μεγάλη τιμή λαμβάνει τόσο υψηλότερη είναι και η πιθανότητα πτώχευσης.

Το μοντέλο του Zmijewski χρησιμοποιήθηκε περισσότερο από το υπόδειγμα Z-Score του Altman λόγω της γενίκευσής του. Συγκεκριμένα, στο υπόδειγμα Z-Score του Altman είχε περιορίσει το δείγμα του στον κατασκευαστικό κλάδο και για το λόγο αυτό δεν θεωρήθηκε κατάλληλο για να εξετάσει την πιθανότητα πτώχευσης επιχειρήσεων σε διαφορετικούς κλάδους.

Σύμφωνα με την μελέτη των Grice και Dugan το 2001, το μοντέλο του Ohlson, ήταν ευαίσθητο στις ταξινομήσεις των κλάδων σε αντίθεση με το μοντέλο του Zmijewski. Επίσης πρότειναν ότι εκείνα τα μοντέλα δεν είναι ευαίσθητα σε καταστάσεις χρηματοοικονομικών διαταραχών πέρα από τις συγκεκριμένες που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη των μοντέλων, καθώς τα ευρήματα έδειχναν ότι η ακρίβεια των μοντέλων μειωνόταν όταν εφαρμόζονταν σε εναλλακτικά δείγματα. Οπότε, τα συγκεκριμένα μοντέλα ήταν γενικότερα περισσότερο χρήσιμα για την πρόβλεψη της κατάστασης της χρηματοοικονομικής διαταραχής των εταιριών και όχι της πιο περιορισμένης περίπτωσης της πτώχευσης.

2.5. ΝΕΟΤΕΡΑ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ

Τα τελευταία χρόνια τα προβλήματα που σχετίζονται με την λήψη χρηματοοικονομικών αποφάσεων γίνονται όλο και πιο πολύπλοκα καθώς επηρεάζονται όχι μόνο από ποσοτικούς αλλά και ποιοτικούς παράγοντες. Εξαιτίας του γεγονότος αυτού, δίνεται πλέον ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή της μεθόδου που θα χρησιμοποιηθεί σε θέματα πρόβλεψης της πτώχευσης.

Χρηματοοικονομικές αποφάσεις όπως η εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης ή της πιθανότητας πτώχευσης μια επιχείρησης, η πρόβλεψη οικονομικής αποτυχίας, δυσκολεύουν τους μελετητές στο να καθορίσουν μια σωστά δομημένη διαδικασία αντιμετώπισής τους καθώς πρέπει να λάβουν υπόψιν τους ένα πολύ μεγάλο όγκο πληροφοριών και δεδομένων.

Έτσι λοιπόν έρχονται οι νεότερες τεχνικές οι οποίες είναι ικανές να συνδυάσουν τις υπάρχουσες στατιστικές τεχνικές με τις ποιοτικές μεταβλητές που μέχρι τώρα είχαν αγνοηθεί, για να διευκολύνουν την διαδικασία των χρηματοοικονομικών αποφάσεων. Άρα γίνεται αντιληπτό ότι γεννήθηκε η ανάγκη περισσότερο ολοκληρωμένων μεθόδων στο ερευνητικό πεδίο της πρόβλεψης της πτώχευσης χρησιμοποιώντας νεότερες τεχνικές από τον κλάδο της πληροφορικής και της τεχνητής νοημοσύνης, οι βασικότερες των οποίων είναι:

- Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
- Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems)
- Πολυκριτήρια Ανάλυση Αποφάσεων (Multicriteria Decision Analysis)
- Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems, DSS)
- Αναδρομικοί Αλγόριθμοι Διαφοροποίησης (Recursive Partitioning Algorithms)

Θα πρέπει να σημειωθεί πως υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός νεότερων μεθόδων που έχουν χρησιμοποιηθεί και χρησιμοποιούνται ακόμα και σήμερα για την πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων. Εντούτοις, στην συνέχεια θα αναφέρουμε μερικές από τις πιο αντιπροσωπευτικές μεθόδους καθώς είναι αδύνατον να συμπεριληφθούν όλες σχεδόν οι κατηγορίες στην παρούσα εργασία.

2.5.1. Το μοντέλο του Shumway

Το 2001 ο Tyler Shumway δημοσίευσε την μελέτη του σχετικά με την επιτυχία ακριβέστερης πρόβλεψης πτώχευσης μέσω ενός απλού υποδείγματος κινδύνου. Υποστήριζε ότι παρόλο που η πρόβλεψη πτώχευσης αποτελούσε το αντικείμενο ενδιαφέροντος οικονομολόγων και λογιστών για δεκαετίες, οι περισσότεροι μελετητές είχαν υπολογίσει μοντέλα ταξινόμησης για μία μόνο περίοδο, τα επονομαζόμενα στατικά μοντέλα, με δεδομένα όμως που προέρχονταν από πολλές περιόδους. Αγνοώντας το γεγονός ότι οι εταιρίες αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου, τα στατικά μοντέλα υπολογίζουν πιθανότητες πτώχευσης οι οποίες είναι μεροληπτικές και ασυνεπείς εκτιμήτριες των πιθανοτήτων κατά προσέγγιση. Τόνισε επίσης ότι οι στατιστικοί έλεγχοι οι οποίοι βασίζονται σε στατικά μοντέλα οδηγούν σε εσφαλμένα συμπεράσματα. Στη συνέχεια πρότεινε ένα μοντέλο κινδύνου το οποίο είναι εύκολο στον υπολογισμό, συνεπές και ακριβές.

Σύμφωνα με τον Shumway, τα στατικά μοντέλα είναι ακατάλληλα για πρόβλεψη κινδύνου εξαιτίας της φύσης των δεδομένων πτώχευσης. Εφόσον η πτώχευση δεν προκύπτει συχνά, οι μελετητές χρησιμοποιούν δείγματα που επεκτείνονται σε αρκετά χρόνια για να υπολογίσουν τα μοντέλα τους. Τα χαρακτηριστικά των περισσότερων εταιριών αλλάζουν από χρόνο σε χρόνο, όμως τα στατικά μοντέλα λαμβάνουν υπόψιν τους ένα σενεπιξηγηματικών μεταβλητών από κάθε εταιρία.

Οι ερευνητές που εφαρμόζουν τα στατικά μοντέλα στην πτώχευση πρέπει να επιλέξουν πότε θα παρατηρήσουν τα χαρακτηριστικά κάθε εταιρίας. Οι περισσότεροι επιλέγουν να τα παρατηρήσουν ένα έτος πριν την πραγματοποίηση της πτώχευσης ενώ παράλληλα αγνοούν τα δεδομένα των υγιών εταιριών οι οποίες καταλήγουν σε πτώχευση. Αυτή η αυθαίρετη επιλογή οδηγεί στην εισαγωγή μιας μορφής μεροληψίας στις εκτιμήσεις τους.

Έτσι λοιπόν ο Shumway ανέπτυξε ένα απλό μοντέλο κινδύνου το οποίο χρησιμοποιεί όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες για να προσδιορίσει τον κίνδυνο πτώχευσης κάθε εταιρίας σε κάθε χρονικό σημείο. Σε αντίθεση με τα στατικά μοντέλα που υπολογίζουν μεροληπτικούς και ασυνεπείς εκτιμητές πιθανοτήτων πτώχευσης, το μοντέλο κινδύνου που παρουσίασε ο ίδιος είναι σε γενικές γραμμές συνεπές και αμερόληπτο σε μερικές περιπτώσεις. Οι εκτιμήσεις μοντέλων κινδύνου

με τις μεταβλητές που είχαν χρησιμοποιηθεί προηγουμένως από τον Altman (1968) και Zmijewski (1984) αποκαλύπτουν ότι οι μισές από αυτές τις μεταβλητές δεν σχετίζονται στατιστικά με την πιθανότητα πτώχευσης.

Το νέο μοντέλο του Shumway υπερέρχει των εναλλακτικών μοντέλων σε προβλέψεις εκτός δείγματος καθώς συνδύασε λογιστικούς δείκτες με μεταβλητές προσανατολισμένες στην αγορά. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιεί τρεις μεταβλητές καθοδηγούμενες από την αγορά για τον προσδιορισμό των πτωχευμένων επιχειρήσεων:

1. Το μέγεθος της αγοράς (Relative size)
2. Τις αποδόσεις των μετοχών στο παρελθόν ($r_{it-1} - r_{mi-1}$)
3. Την ιδιοσυγκρασιακή τυπική απόκλιση των αποδόσεων των μετοχών (Sigma= Standard Deviation)

Αυτές οι μεταβλητές συνδυάστηκαν με τους εξής δείκτες:

1. Καθαρά έσοδα / Σύνολο ενεργητικού (NI/TA)
2. Συνολικές υποχρεώσεις / Σύνολο ενεργητικού (TL/TA)

Ο Shumway ήθελε να συγκρίνει την ακρίβεια πρόβλεψης εκτός δείγματος ενός στατικού μοντέλου το οποίο θα περιλάμβανε τις μεταβλητές του Altman με εκείνη του δικού του μοντέλου κινδύνου που θα περιλάμβανε τις ίδιες μεταβλητές. Η διαφορά ήταν στο γεγονός ότι στο στατικό μοντέλο είχαν χρησιμοποιηθεί οι τελευταίοι διαθέσιμοι δείκτες πριν από την πτώχευση ως δεδομένα ενώ στο μοντέλο κινδύνου χρησιμοποιήθηκαν όλα τα δεδομένα που ήταν διαθέσιμα για την εξεταζόμενη περίοδο. Ομοίως έγινε και η σύγκριση με την προβλεπτική ικανότητα στατικού μοντέλου το οποίο θα περιλάμβανε τις μεταβλητές του Zmijewski.

Στην πρώτη σύγκριση (Altman) κατέληξε στο συμπέρασμα ότι το δικό του μοντέλο κινδύνου είναι πολύ πιο ακριβές πετυχαίνοντας ταξινόμηση του 70% των πτωχευμένων εταιριών στο δεκατημόριο με την υψηλότερη πιθανότητα πτώχευσης. Στην δεύτερη σύγκριση κρίθηκαν και τα δύο μοντέλα εξίσου ακριβή διότι στην ουσία βασίζονταν μόνο σε έναν σημαντικό προβλεπτικό παράγοντα πτώχευσης αφού οι δύο μεταβλητές NI/TA και TL/TA έχουν υψηλή συσχέτιση.

Στην συνέχεια πραγματοποίησε πρόβλεψη πτώχευσης με τις καθοδηγούμενες από την αγορά μεταβλητές ταξινομώντας το 69% των πτωχευμένων εταιριών στο δεκατημόριο με την υψηλότερη πιθανότητα. Στο τέλος κατέληξε στο συμπέρασμα

ότι το μοντέλο με την υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης έναντι όλων των υπολοίπων ήταν εκείνο που περιείχε συνδυασμό μεταβλητών καθοδηγούμενων από την αγορά με λογιστικούς δείκτες αφού είχε ταξινομήσει το 75% των πτωχευμένων εταιριών στο κορυφαίο δεκατημόριο των εταιριών που κατατάσσονται σε ετήσια βάση με γνώμονα την πιθανότητα πτώχευσης.

Οι ανεξάρτητες μεταβλητές που θεώρησε είχαν την μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα ήταν οι εξής:

X_1 = Καθαρά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού

X_2 = Σύνολο Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού

X_3 = Υπερβάλλον ποσοστό απόδοσης

X_4 = Τυπική απόκλιση υπολειμματικής απόδοσης

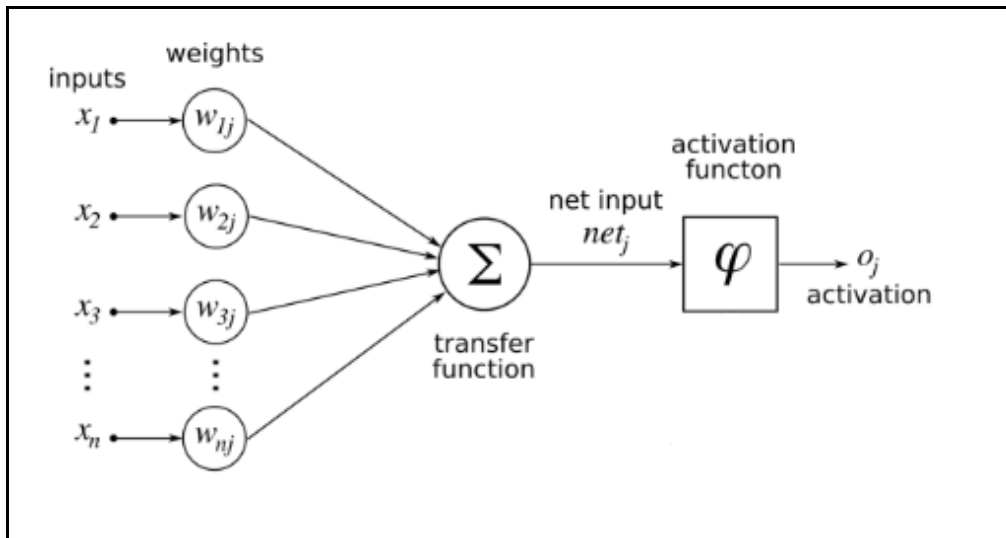
2.5.2. Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks-NNs)

Τα Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν συστήματα ηλεκτρονικών υπολογιστών που έχουν ως στόχο την κατανόηση της ανθρώπινης σκέψης και την αποτύπωσή της μέσω μαθηματικών μοντέλων σε ηλεκτρονικό υπολογιστή. Τα Νευρωνικά Δίκτυα σχετίζονται με τον χώρο της τεχνητής νοημοσύνης και οι μέθοδοι που χρησιμοποιεί αποσκοπούν στην βελτίωση της ηλεκτρονικής αναγνώρισης μοτίβων αναπτύσσοντας υποδείγματα που βασίζονται στην λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, και επιχειρεί να εφαρμόσει την μαθησιακή συμπεριφορά στα συστήματα υπολογιστών.

Οι McCulloch and Pitts (1943) κατάφεραν να πραγματοποιήσουν την πρώτη μοντελοποίηση αλλά οι Odom and Sharda (1990) ήταν οι πρώτοι που εφάρμοσαν τα Νευρωνικά Δίκτυα στην πρόβλεψη της πτώχευσης.

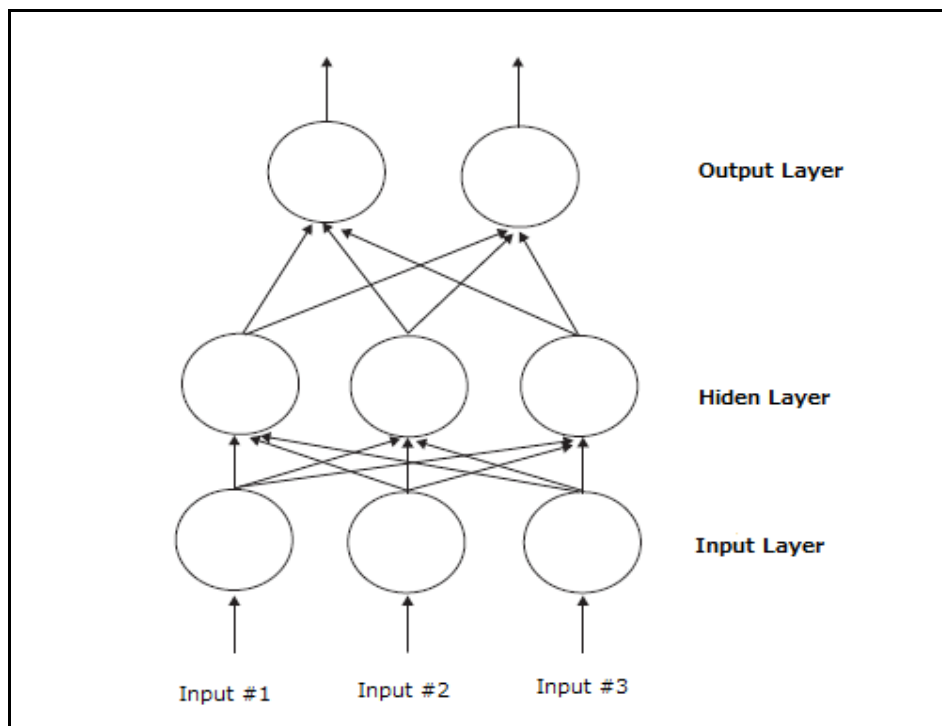
Στα Νευρωνικά Δίκτυα, η πληροφορία αποθηκεύεται ως πρότυπο (pattern) και μέσω των παραδειγμάτων που εισάγει κάθε φορά ο αναλυτής επιτυγχάνεται η ικανότητα εκπαίδευσης και προγραμματισμού. Ένα Νευρωνικό Δίκτυο αποτελεί ένα υπόδειγμα με δύο επίπεδα (two-stage model) το οποίο εκπροσωπείται στην μορφή ενός διαγράμματος δικτύου. Σε ένα τέτοιο δίκτυο, οι πληροφορίες από το περιβάλλον (input) σταθμίζονται από ένα ειδικό βάρος (weight) που αποτελεί τον βαθμό επιρροής της εισόδου στον νευρώνα. Έπειτα υπολογίζεται η συνάρτηση μεταφοράς (transfer function) για το σταθμισμένο άθροισμα όλων των σημάτων εισόδου και στην συνέχεια αποστέλλεται σε μία συνάρτηση

ενεργοποίησης (activation function) ώστε να δημιουργηθεί το τελικό σήμα εξαγωγής (output).



Εικόνα 2-1 Παράσταση λειτουργίας Νευρωνικού Δικτύου

Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζεται η πιο συνηθισμένη μορφή ενός Νευρωνικού Δικτύου γνωστό και ως δίκτυο ανάδρασης κρυφού στρώματος (single hidden layer back-propagation net-work). Στο συγκεκριμένο παράδειγμα το δίκτυο διαθέτει τρεις εισόδους, ένα κρυφό στρώμα και 2 εξόδους.



Εικόνα 2-2 Δομή Νευρωνικού Συστήματος

Όπως απεικονίζεται στο διάγραμμα, ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο διαθέτει την εξής δομή:

1. Επίπεδο εισόδου: Αποτελείται από κόμβους οι οποίοι αντιστοιχούν σε κάθε χαρακτηριστικό, δηλαδή σε κάθε χρηματοοικονομικό δείκτη στην περίπτωση της πρόγνωσης της πτώχευσης.
2. Επίπεδο εξόδου: Αποτελείται επίσης από κόμβους, ο αριθμός των οποίων είναι πάντα ίσος με τις κατηγορίες ταξινόμησης. Για παράδειγμα στα προβλήματα ταξινόμησης που αφορούν την πρόβλεψη πτώχευσης είναι ίσος με τις 2 κατηγορίες ταξινόμησης: μία ομάδα για τις πτωχευμένες επιχειρήσεις και μία για τις υγιείς.
3. Ενδιάμεσο επίπεδο: Αποτελείται και αυτό από κόμβους.

Γενικότερα ένα Νευρωνικό Δίκτυο όπως αναφέρουν οι Jones and Hensher (2008) λαμβάνει πληροφορίες στο επίπεδο εισόδου και παράγει αποτελέσματα στο επίπεδο εξόδου. Οι νευρώνες διαθέτουν διάφορα στρώματα (layers) που το απαρτίζουν και περιέχουν στοιχεία επεξεργασίας. Κάθε ένας από αυτούς αφού λάβει πληροφορίες από τις εισόδους, πραγματοποιεί μια προκαθορισμένη επεξεργασία και παράγει μία μόνο έξοδο. Κάθε νευρώνας λειτουργεί ανεξάρτητα από τους άλλους αλλά όλοι μαζί συνδέονται μεταξύ τους με συνδέσεις που είναι σταθμισμένες με βάρη τα οποία ορίζονται από την διαδικασία εκμάθησης του Νευρωνικού Δικτύου. Η διαδικασία αυτή συμβάλλει στην ικανότητα του Νευρωνικού Δικτύου να μαθαίνει. Έτσι τα Νευρωνικά Δίκτυα χρειάζονται ένα δείγμα εκμάθησης (training data) ώστε έπειτα από πολλές επαναλήψεις να δημιουργήσουν ένα βέλτιστο μοντέλο.

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, η συνηθέστερη μέθοδος εκμάθησης ενός Νευρωνικού Δικτύου είναι η μέθοδος ανάδρασης κατά την οποία, το αποτέλεσμα που προκύπτει κάθε φορά, συγκρίνεται με τις ισχύουσες τιμές. Έπειτα, μετά από κάθε σύγκριση, γίνεται μία ανάλογη προσαρμογή στα βάρη και υπολογίζεται ένα νέο αποτέλεσμα. Μετά από αρκετές επαναλήψεις, το Νευρωνικό Δίκτυο αποτελεί πλέον ένα πολύ καλό μοντέλο πρόβλεψης.

Όπως αναφέρθηκε και πριν, οι πρώτοι που εφάρμοσαν τα νευρωνικά δίκτυα στα προβλήματα πρόβλεψης πτώχευσης ήταν οι Odom και Sharda το 1990. Στην έρευνά τους χρησιμοποίησαν τους χρηματοοικονομικούς δείκτες του Altman (1968) ως εισαγωγικές μεταβλητές στα Νευρωνικά Δίκτυα και εφάρμοσαν την μέθοδο αυτή σε πτωχευμένες και αφερέγγυες αμερικανικές εταιρίες ώστε να την συγκρίνουν στην συνέχεια με την μέθοδο MDA. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για τις πτωχευμένες εταιρίες αντλήθηκαν από την τελευταία χρηματοοικονομική κατάσταση πριν την κήρυξη πτώχευσης. Έλαβαν υπόψιν τους 128 εταιρίες και διεξήγαγαν αρκετά πειράματα στα οποία άλλαζαν συνεχώς την

αναλογία πτωχευμένων/υγιών εταιριών. Η μέθοδος Νευρωνικών Δικτύων πέτυχε ακρίβεια ταξινόμησης για το σφάλμα τύπου I που κυμαίνονταν μεταξύ 77,8% έως 81,5% (αναλόγως την αναλογία) και για το σφάλμα τύπου II πέτυχε ακρίβεια ταξινόμησης που κυμαίνονταν μεταξύ 78,6% έως 85,7%. Τα αντίστοιχα αποτελέσματα από την μέθοδο MDA κυμαίνονταν στο εύρος 59.3%-70.4% για το σφάλμα τύπου I και στο 78.6%-85.7% για το σφάλμα τύπου II. Εννέα χρόνια αργότερα οι Zhang, Hu, Patuwo και Indro πραγματοποίησαν μια παρόμοια έρευνα στην οποία χρησιμοποίησαν ένα υπόδειγμα Νευρωνικών Δικτύων και ένα υπόδειγμα λογιστικής παλινδρόμησης σε ένα δείγμα 396 βιομηχανικών επιχειρήσεων που πτώχευσαν στις ΗΠΑ κατά την περίοδο 1980-1991. Το εύρος των σωστών ταξινομήσεων με τη χρήση των Νευρωνικών Δικτύων ήταν 77,27% - 84,09%, ενώ αντίστοιχα με τη χρήση της λογιστικής παλινδρόμησης ήταν 75% - 81,82%.

Το 2001 ο Atiya εμπνευσμένος από το υπόδειγμα του Merton¹ ανέπτυξε ένα μοντέλο πρόβλεψης πτώχευσης στο οποίο χρησιμοποίησε ένα νέο σεντ δεικτών που μπορούσαν να συνδυαστούν με χρηματοοικονομικούς δείκτες και το οποίο πέτυχε αξιοσημείωτη βελτίωση στην ακρίβεια πρόβλεψης. Εκείνοι οι νέοι δείκτες αντλήθηκαν από την χρηματιστηριακή τιμή της μετοχής της εταιρίας. Ο λόγος ήταν ότι η αγορά των μετοχών λειτουργούσε ως ένας πολύ καλός προβλεπτικός παράγοντας σχετικά με τις ελλείψεις (αλλά και τις βελτιώσεις) στην απόδοση μιας εταιρίας από πρώιμο στάδιο. Ένα πρόβλημα που μπορεί να αντιμετωπίζει μία εταιρία αντανακλάται στην χρηματιστηριακή τιμή της μετοχής της πολύ πιο πριν αυτό εμφανιστεί στις χρηματοοικονομικές της καταστάσεις. Κατά αυτή την έννοια οι δείκτες που προέρχονται από την χρηματιστηριακή τιμή της μετοχής είναι ωφέλιμοι, ειδικά για μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Τέτοιοι δείκτες μπορεί να είναι: η μεταβλητότητα, η αλλαγή στην μεταβλητότητα, η αλλαγή στην τιμή, απόλυτη τιμή, αναλογία τιμής προς τη ταμειακή ροή κτλ. Έτσι λοιπόν υποθέτοντας ότι στην τρέχουσα τιμή διαπραγμάτευσης αντικατοπτρίζονται και πιθανά χρηματοοικονομικά προβλήματα πριν αυτά εμφανιστούν στις χρηματοοικονομικές καταστάσεις, κατάφερε να πετύχει καλύτερα ποσοστά ταξινόμησης σε σχέση με τις στατιστικές τεχνικές.

Πέντε χρόνια αργότερα οι Kotsiantis, Koumanakos, Tzelepis και Tampakas (2006) δημοσίευσαν μία μελέτη στην οποία εξετάστηκε η πρόγνωση της πτώχευσης παράλληλα με την δυνατότητα εντοπισμού των παραποιημένων χρηματοοικονομικών καταστάσεων (fraudulent financial statements) με την μέθοδο των Νευρωνικών Δικτύων χρησιμοποιώντας δεδομένα από δημοσιευμένες λογιστικές καταστάσεις.

¹ Το μοντέλο του Merton θεωρεί το μετοχικό κεφάλαιο μιας εταιρίας ως μια επιλογή της εταιρίας (που απαρτίζεται από τους μετόχους) είτε να αποπληρώσουν το χρέος της στην λήξη του, είτε να εγκαταλείψουν την εταιρία χωρίς να αποπληρώσουν τις υποχρεώσεις της.

Σύμφωνα με τα πειράματά τους οι μεταβλητές οι οποίες διαδραμάτισαν σημαντικό ρόλο στην πρόγνωση της πτώχευσης η οποία και μας ενδιαφέρει στην παρούσα διπλωματική είναι οι εξής:

1. Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού (Working Capital / Total Assets)
2. Ίδια Κεφάλαια / Απασχολούμενα κεφάλαια (Equity / Capital Employed)
3. Ποσοστό Αύξησης Καθαρού Εισοδήματος (Growth Rate of Net Income).

Κατάφεραν να διαγνώσουν την πτώχευση σε ποσοστό άνω του 68% έως και τρία έτη πριν την πτώχευση ενώ το τελευταίο έτος πριν την πτώχευση η πρόβλεψη ήταν ακριβείς κατά 72%.

Μία άλλη γνωστή μέθοδος εκμάθησης θεωρείται και η μέθοδος του Γενετικού Προγραμματισμού (Genetic Programming, GP) η οποία ανήκει στην οικογένεια του εξελικτικού υπολογισμού. Εκείνοι οι αλγόριθμοι βρίσκουν εφαρμογή σε μεγάλο εύρος ρεαλιστικών προβλημάτων. Ο Γενετικός Προγραμματισμός στην κανονική του μορφή επιτρέπει την αυτόματη δημιουργία μαθηματικών εκφράσεων ή τα αποκαλούμενα «προγράμματα» και αποτελεί έναν αλγόριθμο που βασίζεται σε αποκτηθείσες εμπειρίες με σκοπό τη βελτιστοποίηση του αποτελέσματος. Το κύριο πλεονέκτημα του Γενετικού Προγραμματισμού είναι η ικανότητά να κατασκευάζει λειτουργικά δέντρα ποικίλου μήκους. Αυτή η ιδιότητα επιτρέπει την αναζήτηση πολύπλοκων λύσεων που συνήθως είναι στην μορφή μαθηματικών τύπων και είναι γνωστοί ως συμβολική παλινδρόμηση (symbolic regression). Πολύπλοκες δομές, όπως τα δέντρα απόφασης έχουν χρησιμοποιηθεί ως επιθυμητή λύση σε έρευνες με χρήση του Γενετικού Προγραμματισμού. Το σημαντικότερο πλεονέκτημα αυτής της διαδικασίας είναι η επιλογή χαρακτηριστικών και η διαμόρφωση του συστήματος όπου αυτά εμφανίζονται κατά τη κανονική λειτουργία χωρίς να απαιτούν καμία ανθρώπινη επεξεργασία.

Έπειτα από πληθώρα ερευνών, οι μελετητές δεν έχουν καταλήξει σε ένα ξεκάθαρο συμπέρασμα σχετικά με την αποτελεσματικότητα των Νευρωνικών Δικτύων ως εναλλακτική τεχνική ταξινόμησης διότι παρουσιάζουν κάποια μειονεκτήματα όπως είναι:

1. Η δύσκολη ερμηνεία των σχέσεων που διέπουν τις παραμέτρους των δικτύων
2. Η αδυναμία ερμηνείας του εξαγόμενου αποτελέσματος επειδή οι παράγοντες που συνέβαλαν στην πρόβλεψη δεν είναι εμφανείς
3. Η βασική συνάρτηση δεν γίνεται γνωστή παρά μόνο προσεγγιστικά
4. Το ότι είναι ευάλωτα στην υπερπροσαρμογή (overfitting), ήτοι ότι παράγουν υψηλής ακρίβειας μοντέλα πρόβλεψης χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκμάθησης αλλά χαμηλής ακρίβειας μοντέλα όταν χρησιμοποιούν νέα δεδομένα.

5. Υψηλός αριθμός υπολογισμών στο στάδιο της εκμάθησης

Μολαταύτα το αδιαμφισβήτητο πλεονέκτημά τους είναι ότι είναι ικανά να αναπαριστούν μη γραμμικές συμπεριφορές και πολλές φορές παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα από εναλλακτικές στατιστικές τεχνικές σε πολύπλοκα προβλήματα.

2.5.3. Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems-DSS)

Κατά τις τελευταίες δεκαετίες ένας νέος κλάδος της επιχειρησιακής έρευνας με το όνομα πολυκριτηριακή υποστήριξη αποφάσεων, ο οποίος προέρχεται από την πολυκριτηριακή ανάλυση, έχει γνωρίσει ιδιαίτερη άνθηση. Βασικό ρόλο στην ανάπτυξη και διάδοση της πολυκριτηριακής ανάλυσης αποτέλεσε η απλή διαπίστωση ότι η επίλυση πολύπλοκων και ιδιαίτερα σημαντικών προβλημάτων λήψης αποφάσεων δεν είναι δυνατό να πραγματοποιείται μέσω μιας μονόπλευρης και μονοδιάστατης ανάλυσης.

Μία από τις προσεγγίσεις που έχουν εφαρμοστεί στην αντιμετώπιση χρηματοοικονομικών προβλημάτων ταξινόμησης είναι τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems, DSS) αλλά και τα Πολυκριτήρια Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Multicriteria Decision Support Systems).

Ένα Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων (DDS) είναι ένα είδος πληροφοριακού συστήματος (που περιλαμβάνεται αλλά δεν περιορίζεται σε υπολογιστικά συστήματα), το οποίο υποστηρίζει τη λήψη αποφάσεων σε επιχειρήσεις και οργανισμούς. Ένα σωστά σχεδιασμένο DDS είναι ένα διαπροσωπικό σύστημα λογισμικού, το οποίο έχει σκοπό να βοηθήσουν τους αποφασίζοντες να συγκεντρώσουν χρήσιμες πληροφορίες μέσα από ένα συνδυασμό δεδομένων, εγγράφων, προσωπικής γνώσης, ή να βοηθήσει τα επιχειρηματικά μοντέλα να αναγνωρίσουν και να λύσουν προβλήματα και να πάρουν αποφάσεις με βάση πολλαπλά κριτήρια.

Ειδικότερα, ένα σύστημα DDS προσαρμόζεται εύκολα στις μεταβολές του περιβάλλοντος απόφασης και στις προτιμήσεις του κάθε ερευνητή. Τα Πολυκριτήρια DSS περιλαμβάνουν στη δομή τους τεχνικές από το χώρο της Πολυκριτήριας Ανάλυσης Αποφάσεων, αξιοποιώντας τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά δεδομένα και προσεγγίζουν ρεαλιστικά τα πολύπλοκα προβλήματα λήψης αποφάσεων αναπτύσσοντας αξιόπιστες εφαρμογές για την εκτίμηση του κινδύνου πρόβλεψης.

Δύο πολύ σημαντικά πλεονεκτήματα της Πολυκριτήριας Ανάλυσης Αποφάσεων είναι:

- Η ανάπτυξη αξιόπιστων υποδειγμάτων

- Η ανάπτυξη πολλών εφαρμογών για την εκτίμηση της πρόβλεψης της πτώχευσης των επιχειρήσεων

Παρακάτω, παρουσιάζονται τρία Πολυκριτήρια Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων τα οποία παρέχουν ολοκληρωμένη υποστήριξη στους αναλυτές και αντιμετωπίζουν εύκολα χρηματοοικονομικά προβλήματα ταξινόμησης. Τα συστήματα αυτά είναι τα Electre, Fineva και Finclas.

Βασικό στοιχείο αυτών είναι ότι τα συστήματα ενσωματώνουν πολυκριτήριες μεθοδολογίες και τεχνικές στη λήψη αποφάσεων αλλά διαφέρουν ως προς τη δομή και τη λειτουργία τους.

2.5.3.1. Η μέθοδος Electre

Η μέθοδος Electre (Elimination and Choice Translation Algorithm) χρησιμοποιήθηκε για να ξεπεράσει τους περιορισμούς της διακριτικής ανάλυσης και άλλων στατιστικών μεθόδων. (Dimitras et al., 1996)

Το σύστημα Electre των πολυκριτήριων μεθόδων ανήκει στην Γαλλική σχολή η οποία χρησιμοποιεί τον κανόνα της πλειοψηφίας, σε αντίθεση με την Αμερικανική σχολή που χρησιμοποιεί τον κανόνα της ομοφωνίας μέσα στην έννοια της κυριαρχίας (αριστοποίηση κατά Pareto). Η ιδιαιτερότητα του συστήματος Electre (και της γαλλικής σχολής) είναι ότι αρνείται τη δυνατότητα πλήρους αποζημίωσης μεταξύ της απόδοσης της εναλλακτικής σχετικά με τα κριτήρια, και στη συνέχεια να αποδεχτεί την απουσία σύγκρισης και την απουσία μεταβατικότητας. Η μέθοδος Electre εφαρμόστηκε από τον Zollinger (1982) για την αξιολόγηση του κινδύνου της εταιρικής αποτυχίας, χρησιμοποιώντας τα παρακάτω κριτήρια:

- X_1 = Κέρδη προ φόρων και τόκων / Σύνολο ενεργητικού (Earnings before Interest and Taxes / Total Assets)
- X_2 = Ταμειακές Ροές / Πωλήσεις (Cash Flows / Sales)
- X_3 = Κεφάλαιο Κίνησης / Ανάγκες χρηματοδότησης (Working Capital / Needs in Financing)
- X_4 = Καθαρή Θέση / (Συνολικές Υποχρεώσεις + Ίδια Κεφάλαια) [Net Worth / (Total Liabilities +Shareholders Equity)]
- X_5 = Ίδια Κεφάλαια / Μακροπρόθεσμες Υποχρεώσεις (Shareholders' Equity /Long Term Debt)

Η μέθοδος Electre προχωρά στη διαλογή των εταιριών σε κατηγορίες και παρουσιάζει καλή προσαρμογή στον σκοπό του κινδύνου αποτυχίας. Επίσης δέχεται την απουσία σύγκρισης

και την απουσία μεταβατικότητας χρησιμοποιώντας απλές τεχνικές. Οι μέθοδοι που ανήκουν στο σύστημα Electre ήταν πολύ διαδεδομένες σε διάφορες ευρωπαϊκές μελέτες αλλά όχι τόσο πολύ στην Αμερική.

2.5.3.2. Το Σύστημα Fineva

Το σύστημα Fineva (Financial Evaluation) (Zorounidis et al. 1996) είναι ένα πολυκριτήριο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων για την αξιολόγηση της εταιρικής απόδοσης και βιωσιμότητάς της. Το βασικό χαρακτηριστικό του συστήματος Fineva είναι ο συνδυασμός πολυκριτήριων στατιστικών μεθόδων, πιο συγκεκριμένα της μεθόδου έμπειρου συστήματος και μιας πολυκριτήριας μεθόδου ώστε να εξαχθούν όσο το δυνατόν υποκειμενικές και ολοκληρωμένες αξιολογήσεις. Επίσης έχει την δυνατότητα ταξινόμησης των εταιριών σε ομάδες ανάλογα με το αντίστοιχο επιχειρηματικό κίνδυνο, βάσει κάποιων προτύπων αναφοράς και χρησιμοποιώντας την πολυκριτήρια μέθοδο Uta (Utilities Additives) της οποίας η εξελιγμένη έκδοση ονομάζεται Utastar (Siskos and Yannacopoulos, 1985, Jacquet-Lagreze and Siskos, 2001).

Το έμπειρο σύστημα παρέχει μία αρχική αξιολόγηση των εταιριών βασιζόμενη στην μεθοδολογία που ακολουθείται από τους οικονομικούς αναλυτές. Το σύστημα αυτό αφού αντλήσει τα απαραίτητα χρηματοοικονομικά στοιχεία από τις λογιστικές καταστάσεις κάθε εξεταζόμενης επιχείρησης, αναλύει κάποιους χρηματοοικονομικούς δείκτες και ταξινομεί τις εταιρίες σε τέσσερις κατηγορίες: τις μη ικανοποιητικές, τις μεσαίες, τις ικανοποιητικές και τις πολύ ικανοποιητικές. Η ανάλυση κύριων συνιστωσών μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τον υπεύθυνο λήψης αποφάσεων για τον προσδιορισμό των σημαντικότερων χρηματοοικονομικών δεικτών και για τον προσδιορισμό της συμπεριφοράς των επιχειρήσεων προκειμένου να εντοπιστούν επιχειρήσεις με παρόμοια οικονομική συμπεριφορά και χαρακτηριστικά. Με την εφαρμογή της Utastar, ο υπεύθυνος λήψης αποφάσεων έχει την δυνατότητα να εκτιμήσει την ολική χρησιμότητα των επιχειρήσεων μέσω του υπολογισμού μιας βαθμολογίας της κάθε επιχείρησης. Σύμφωνα με την βαθμολογία εκείνη μπορεί να ταξινομήσει τις επιχειρήσεις από τις πιο δυναμικές έως τις πιο αδύναμες και να καταλήξει σε τρεις κατηγορίες (Figueira et al., 2005):

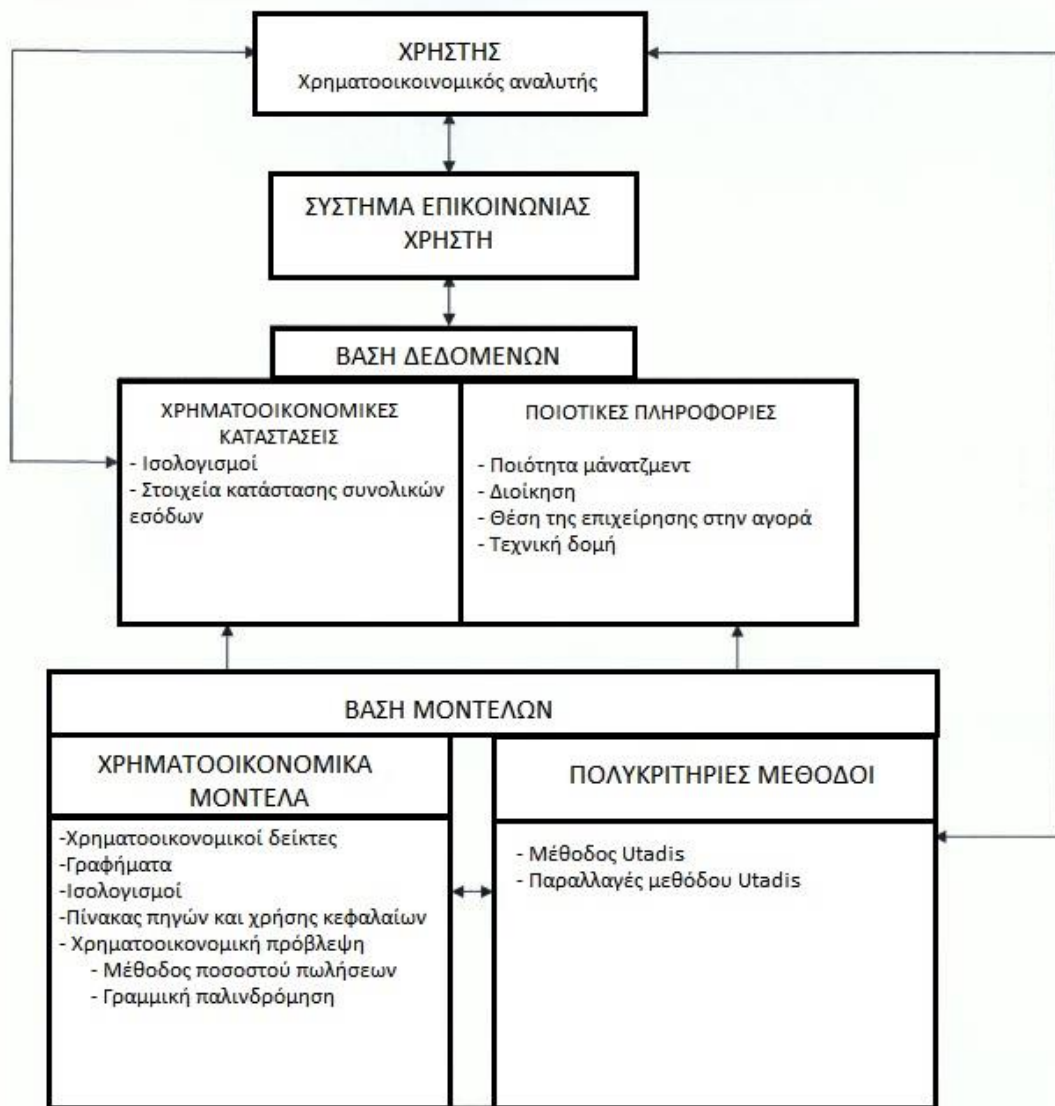
1. Τις αποδεκτές επιχειρήσεις, δηλαδή εκείνες που είναι υγιείς
2. Τις αβέβαιες επιχειρήσεις, για τις οποίες είναι αβέβαιη η ένταξή τους στις αποδεκτές ή απορριπτές και απαιτείται περαιτέρω μελέτη
3. Τις απορριπτές επιχειρήσεις, δηλαδή εκείνες που είναι χρεωκοπημένες

Ένα άλλο πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό αυτής της μεθόδου είναι ότι παράλληλα με την χρησιμοποίηση μαθηματικών μοντέλων και χρηματοοικονομικών δεικτών, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και ποιοτικά κριτήρια τα οποία είναι εξίσου σημαντικά με τους δείκτες και δεν γίνεται να ποσοτικοποιηθούν μέσω τούτων.

2.5.3.3. Το σύστημα Finclas

Το σύστημα Finclas (Financial Classification) ανήκει στην κατηγορία των πολυκριτηρίων συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων και ασχολείται με την αντιμετώπιση χρηματοοικονομικών προβλημάτων ταξινόμησης. Το σύστημα Finclas δεν περιλαμβάνει κάποιο έμπειρο σύστημα στην δομή του όπως το Fineva, αλλά η δομή του βασίζεται στην μέθοδο Utadis (Utilities Additives Discriminant) και δύο παραλλαγών της για την επιτυχή ταξινόμηση διαφόρων εναλλακτικών ενεργειών σε ομοιογενείς ομάδες κινδύνου.

Πιο συγκεκριμένα, όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα, το περιβάλλον του χρήστη είναι φιλικό και εύκολο στην χρησιμοποίηση ώστε ο υπεύθυνος λήψης αποφάσεων να επικοινωνεί εύκολα με το σύστημα και να πετυχαίνει ομαλή μεταφορά δεδομένων μεταξύ της βάσης δεδομένων και της βάσης του μοντέλου. Η βάση δεδομένων περιλαμβάνει όλες τις απαραίτητες πληροφορίες προκειμένου να πραγματοποιηθεί η αξιολόγηση των εταιριών. Εκείνες οι πληροφορίες περιλαμβάνουν τα χρηματοοικονομικά δεδομένα των εταιριών και τις ποιοτικές πληροφορίες σχετικά με την εσωτερική λειτουργία, καθώς και με την σχέση τους με την αγορά. Η βάση του μοντέλου ενσωματώνει την μέθοδο Utadis, μία παραλλαγή τούτης και μερικά χρηματοοικονομικά υποδείγματα τα οποία παρέχουν την απαραίτητη υποστήριξη στους αποφασίζοντες ώστε να αναγνωρίζουν τα βασικά χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά των εταιριών. Η χρηματοοικονομική ενότητα περιλαμβάνει τους χρηματοοικονομικούς δείκτες, μερικές παρουσιάσεις των πληροφοριών που προέρχονται από τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις, τους ισολογισμούς, ένα πίνακα με πηγές και χρήσεις κεφαλαίων και χρηματοοικονομικές μεθόδους πρόβλεψης όπως είναι η γραμμική παλινδρόμηση. (Zorounidis and Doumpos,1998)



Εικόνα 2-3 Δομή Συστήματος Finclas

Με την χρήση της μεθόδου Utadis γίνεται και η ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις προκαθορισμένες ομάδες. Κύριο πλεονέκτημα του συστήματος Finclas είναι η ευελιξία του, που του επιτρέπει να προσαρμόζεται και να επεκτείνεται στην αντιμετώπιση και άλλων χρηματοοικονομικών προβλημάτων ταξινόμησης.

2.6. ΝΕΟΤΕΡΕΣ ΕΡΕΥΝΕΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΕΙΚΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

2.6.1. Το μοντέλο του Jardin

Ο Jardin το 2016 δημοσίευσε μία έρευνα στην οποία χρησιμοποίησε ταυτόχρονα περισσότερες από δύο τεχνικές στο ίδιο δείγμα ώστε να βελτιώσει την ακρίβεια των

αποτελεσμάτων του σε σχέση με την μεμονωμένη χρήση μίας μόνο τεχνικής. Αναγνώριζε ότι τα περισσότερα μοντέλα που είχαν σχεδιαστεί από χρηματοοικονομικά ινστιτούτα και οικονομικούς αναλυτές για την πρόβλεψη της πτώχευσης, περιορίζονταν συνήθως σε συγκεκριμένο αριθμό χρηματοοικονομικών δεικτών οι οποίοι είχαν υπολογιστεί μία φορά. Τέτοια μοντέλα έκαναν την υπόθεση ότι όλοι οι δείκτες που ήταν υπόλογοι για την πτώχευση, παρουσίαζαν επιδείνωση με συστηματικό τρόπο σε όλες τις εταιρίες οι οποίες είχαν πιθανότητα να πτωχεύσουν, και μέσα σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Αυτή η υπόθεση ισοδυναμούσε με την ιδέα ότι τα πρώιμα προειδοποιητικά σημάδια της πτώχευσης ενσωματώνονται στις ίδιες μεταβλητές και συμβαίνουν περίπου την ίδια χρονική στιγμή και με την ίδια σημασία, κάτι που ο Jardin θεωρούσε εν μέρει λάθος. Ο λόγος ήταν ότι πίστευε πως δεν είναι ασυνήθιστο κάποιες εταιρίες οι οποίες φαίνονταν υγιείς να πτωχεύσουν ξαφνικά, ενώ άλλες οι οποίες ήταν πιο πιθανό να πτωχεύσουν, τελικά να επιβιώνουν και μερικές φορές και για αρκετό χρονικό διάστημα.

Θεωρώντας λοιπόν πως αυτές οι υποθέσεις αντιπροσώπευαν τις κύριες αδυναμίες των παραδοσιακών μοντέλων και θέλοντας να τις ξεπεράσει, αποφάσισε να χρησιμοποιήσει μεικτές τεχνικές που θα περιλάμβαναν αλγόριθμους και οι οποίες θα λάμβαναν υπόψιν τους την διαφορετικότητα των καταστάσεων, τις οποίες οι εταιρίες μπορεί να αντιμετωπίζουν λίγο πριν την αποβίωσή τους αλλά αγνοώντας κάθε *a priori* γνώση της πτώχευσης. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποίησε τεχνικές που βασίζονται σε σύνολα μοντέλων: κάθε στοιχείο ενός συνόλου εξειδικευόταν στη διάκριση ενός υποσυνόλου εταιριών και στο σχεδιασμό ενός αλγορίθμου, ο στόχος του οποίου ήταν να εξασφαλίσει τη συμπληρωματικότητα των διαφορετικών του συστατικών. Ωστόσο, αυτές οι τεχνικές δεν λαμβάνουν υπόψη τυχόν σαφή χαρακτηριστικά σχετικά με την πτώχευση και, ως εκ τούτου, τα μοντέλα που προκύπτουν δεν επωφελούνται από καμία γνώση που μπορεί κάποιος να διαθέτει για αυτό το φαινόμενο. Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο είχε σχεδιάσει μια μέθοδο η οποία ήταν ικανή να εκτιμήσει το όριο απόφασης μεταξύ των αποτυχημένων και των μη αποτυχημένων εταιριών χρησιμοποιώντας μια *a priori* πληροφορία σχετικά με τις διαφορετικές οικονομικές καταστάσεις που ενδέχεται να αντιμετωπίσουν οι επιχειρήσεις σε μια δεδομένη χρονική στιγμή της ζωής τους, και για μερικές από αυτές, προτού να επέλθει η χρεοκοπία. Αυτή η μέθοδος βασίζεται στο γεγονός ότι υπάρχουν διαφορετικά προφίλ εταιριών, ορισμένα από τα οποία παρουσιάζουν συγκεκριμένα πρότυπα παρακμής που οδηγούν σε πτώχευση, και ότι κάποιος μπορεί να εκμεταλλευτεί αυτά τα προφίλ για να σχεδιάσει μοντέλα. Επομένως αντί να κατασκευαστεί ένα ενιαίο μοντέλο ή ένα σύνολο βασισμένο σε έναν αλγόριθμο που αγνοεί όλα όσα μπορεί να οδηγήσουν τις εταιρίες σε

αποτυχία, πρότεινε να σχεδιαστεί ένα σύνολο πολλών προφίλ που θα αντικατόπτριζε από κοντά τις διάφορες καταστάσεις που μπορεί να αντιμετωπίσουν οι επιχειρήσεις σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή της ύπαρξής τους, και στη συνέχεια να κατασκευαστούν τόσα μοντέλα όσα και ο αριθμός των προφίλ (Profile-base models,PBM).

Έτσι λοιπόν ο Jardín χρησιμοποίησε μια διανυσματική κβαντική μέθοδο με το όνομα Kohonen maps για να μπορέσει να ομαδοποιήσει στο δείγμα του εταιρείες οι οποίες παρουσίαζαν ομοιότητες ως προς την οικονομική τους κατάσταση και με κατάταξη από τις πιο αποδοτικές προς αυτές που είναι λιγότερο αποδοτικές. Τα δείγματα που χρησιμοποιήθηκαν από τον Jardín συλλέχθηκαν σε διαφορετικές περιόδους οι οποίες εναλλάσσονταν σε φάσεις ανάπτυξης και ύφεσης των εταιρειών.

Για την μελέτη της επίδοσης της τεχνικής του, χρησιμοποίησε διάφορες μεθόδους μοντελοποίησης για να σχεδιάσει, κατά προφίλ, και τα δύο μοντέλα (δέντρο αποφάσεων, διακριτική ανάλυση, λογιστική παλινδρόμηση, νευρωνικό δίκτυο) και σύνολα μοντέλων (bagging, boosting, random subspace). Έπειτα έκανε σύγκριση των αποτελεσμάτων που επιτεύχθηκαν με αυτά μοντέλα, με εκείνα που υπολογίστηκαν χρησιμοποιώντας μοντέλα που δεν λάμβαναν υπόψιν προφίλ, και αυτές οι συγκρίσεις πραγματοποιήθηκαν με διάφορα δείγματα, προκειμένου να ελεγχθεί η ευρωστία της μεθόδου.

Η διαδικασία επαναλαμβάνεται χρησιμοποιώντας κάθε φορά και διαφορετικό μοντέλο. Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται στο υπόδειγμα του Jardín είναι ευρέως χρησιμοποιούμενα και είναι τα εξής:

- I. Η διακριτική ανάλυση.
- II. Η λογιστική παλινδρόμηση.
- III. Το δέντρο αποφάσεων C.A.R.T. (Classification And Regression Tree).
- IV. Το νευρωνικό δίκτυο Multilayer Perceptron (MLP).

Όσον αφορά τις μεθόδους αλγορίθμων που προαναφέρθηκαν, παρακάτω παρουσιάζονται οι αντίστοιχοι ορισμοί τους:

1. Αλγόριθμος bagging: χρησιμοποιείται για τη δημιουργία τυχαίων και ανεξάρτητων μοντέλων. Επίσης, χρησιμοποιείται για να μειώσει τη διασπορά των λαθών εντός των μοντέλων καθώς και για τη σταθεροποίηση των παρατηρήσεων εκείνων που έχουν μεγαλύτερη επιρροή στην προβλεπτική ικανότητα ενός μοντέλου.
2. Αλγόριθμος boosting: χρησιμοποιείται για τη δημιουργία μοντέλων τα οποία προοδευτικά δίνουν περισσότερο βάρος στις παρατηρήσεις που συνήθως ταξινομούνται λανθασμένα μέσα από επαναλήψεις που τελειώνουν όταν εκπληρωθεί το κριτήριο τερματισμού του αλγορίθμου.

3. Αλγόριθμος random subspace: χρησιμοποιείται για τη δημιουργία μοντέλων μέσω της επιλογής τυχαίων μεταβλητών που προέρχονται από ένα αρχικό σύνολο μεταβλητών οι οποίες και χαρακτηρίζουν το δείγμα επιλογής.

Στον ακόλουθο πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της έρευνας σχετικά με το ποσοστό ακρίβειας πρόβλεψης των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν ξεχωριστά αλλά και συνδυαστικά με άλλα.

Μοντέλα	ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑ				
	Μεμονωμένα	Συνδυασμοί			
		PBM	PBM & bagging	PBM, bagging & boosting	PBM, bagging, boosting & random subspace
<i>C.A.R.T</i>	75,6% - 80,67%	81,05% - 83,37%	79,14% - 84,37%	80,44% - 80,67%	82,25% - 89,15%
<i>Διακριτική</i>	76,3% - 82,94%	79,46% - 84,21%	81,26% - 85,37%	81,9% - 86,85%	82,55% - 86,99%
<i>Λογιστική παλινδρόμηση</i>	77,68% - 82,59%	79,53% - 84,48%	77,9% - 85,48%	82,01% - 87,04%	85,28% - 87,5%
<i>MLP</i>	78,04% - 83,75%	81,16% - 84,9%	81,73% - 86,48%	82,92% - 89,14%	85,07% - 88,91%

Παρατηρούμε λοιπόν πως τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι το υπόδειγμα του *Jardin* είχε πετύχει υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με τα μεμονωμένα μοντέλα. Το κάθε μοντέλο μεμονωμένα είχε προβλεπτική ικανότητα χαμηλότερη από αυτήν του συνδυασμού με άλλα.

Οι συνδυασμοί μοντέλων φαίνεται να καταγράφουν κάποιες παραλλαγές μέσα στο χώρο των αποφάσεων τις οποίες τα μεμονωμένα μοντέλα δεν καταφέρνουν να καταγράψουν, χάρη στην ποικιλομορφία που παράγουν τυχαία, ενώ τα μοντέλα που βασίζονται στα προφίλ και έχουν σχεδιαστεί με αυτές τις ίδιες τεχνικές είναι επίσης σε θέση να καταγράψουν τέτοιες παραλλαγές, αλλά με μεγαλύτερη ακρίβεια, και αυτή τη φορά όχι τυχαία αλλά μέσα από τις γνώσεις που μεταφέρουν για την πτώχευση. Επομένως, τα προφίλ που έχουν σχεδιαστεί μπορούν να θεωρηθούν ως μετα-μεταβλητές οι οποίες είναι πιθανό να αντιπροσωπεύουν διαφορετικές καταστάσεις

που οι επιχειρήσεις ενδέχεται να αντιμετωπίσουν σε δεδομένη στιγμή της ζωής τους, γεγονός το οποίο εξηγεί γιατί οι εταιρίες δεν είναι ίσες ενόψει της πτώχευσης, σε αντίθεση με τα παραδοσιακά μοντέλα που υποθέτουν ότι όλες οι εταιρίες είναι ίσες. Από μια άποψη, ο τρόπος που τα μοντέλα που βασίζονται στο προφίλ διαχωρίζουν τον χώρο απόφασης, μπορεί να συμπληρωθούν χρήσιμα από τον τρόπο με τον οποίο οι συνδυασμοί μοντέλων δημιουργούν ποικιλομορφία μεταξύ των κανόνων αποφάσεων. Ωστόσο, αυτά τα μοντέλα παρουσιάζουν ένα σημαντικό μειονέκτημα. Ο κανόνας της απόφασής τους δεν είναι σαφής και ως εκ τούτου, ένας οικονομικός αναλυτής που χρειάζεται να κατανοήσει τις προβλέψεις αυτών των μοντέλων, δεν θα είναι σε θέση να το κάνει διότι αυτά τα μοντέλα είναι σαν μαύρα κουτιά. Επιπλέον, σε ορισμένες χώρες, όπως η Γαλλία, η χορήγηση δανείου δεν μπορεί νόμιμα να εξαρτάται από μια ενιαία αυτοματοποιημένη διαδικασία. Ως εκ τούτου, ακόμη και αν ένα χρηματοπιστωτικό ίδρυμα παρείχε στους οικονομικούς του συμβούλους(που είναι υπεύθυνοι για τη χορήγηση δανείων) τέτοια μοντέλα για να τους βοηθήσουν να εκτιμήσουν τον κίνδυνο των πελατών τους, τα μοντέλα αυτά δεν θα βοηθούσαν εάν οι σύμβουλοι έπρεπε να εξηγήσουν την τελική τους απόφαση, ιδίως αν τα κίνητρα πίσω από αυτές τις αποφάσεις ήταν μόνο με βάση τους συνδυασμούς μοντέλων. Ωστόσο, αυτός ο τύπος τεχνικής θα ήταν χρήσιμος ως ένα εργαλείο για την εσωτερική αξιολόγηση κινδύνου.

2.6.2. Το μοντέλο των Bateni και Asghari

Το 2016 οι Bateni και Asghari χρησιμοποίησαν τις τεχνικές της λογιστικής παλινδρόμησης και του γενετικού αλγορίθμου (Genetic Algorithm, GA) για να πραγματοποιήσουν πρόβλεψη πτώχευσης. Σε εκείνη την μελέτη έγινε σύγκριση των αποδόσεων των δύο μοντέλων, αναγνωρίζοντας τις συνθήκες κάτω από τις οποίες το κάθε ένα λειτουργεί καλύτερα.

Πιο συγκεκριμένα, στην εν λόγω μελέτη, αξιολογήθηκαν οι δύο προαναφερθείσες τεχνικές χρησιμοποιώντας ως δείγμα εισηγμένες εταιρίες στο χρηματιστήριο της Τεχεράνης. Τα δεδομένα αντλήθηκαν από 528 εταιρίες για την περίοδο 2006-2013, από τις οποίες η τελική επιλογή περιλάμβανε 174 εταιρίες· 87 πτωχευμένες και 87 μη πτωχευμένες. Οι εταιρίες αυτές ταξινομήθηκαν σε δύο ομάδες, την εκπαιδευτική (για να σχεδιαστούν τα μοντέλα) και την πειραματική (για να αναγνωριστεί η ακρίβεια των μοντέλων). Οι μεταβλητές είχαν χωριστεί στην εξαρτημένη και στις ανεξάρτητες. Χρησιμοποιώντας δεδομένα από το έτος $t-1$, υπολογίστηκαν δύο μοντέλα μέσω των μεθόδων GA και Logit και έπειτα εξετάστηκε η ακρίβεια των μοντέλων σε πραγματικές συνθήκες των εταιριών. Για να επιτευχθεί αυτό, η

μοντελοποίηση αξιοποίησε πληροφορίες από τα έτη $t-1$, οι οποίες πληροφορίες αποτέλεσαν το εκπαιδευτικό δείγμα.

Γενικότερα, λόγω των διαφόρων ελλείψεων της DA (Discriminant Analysis), οι ερευνητές είχαν επικεντρωθεί σε μοντέλα Logit σε πρόσφατες μελέτες τους. Το πλεονέκτημα των μοντέλων αυτών είναι ότι δεν επιβάλλουν την υπόθεση της κανονικότητας στους προγνωστικούς παράγοντες. Επίσης τα μοντέλα Logit προσφέρουν ένα πιθανοτικό αποτέλεσμα και όχι ένα σκορ που θα πρέπει στην συνέχεια να μετατραπεί σε μέτρο πιθανότητας, κάτι το οποίο μπορεί να είναι μια πρόσθετη πηγή σφαλμάτων (Ohlson, 1980). Όσον αφορά τον GA, οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτελούν διαδικασίες γενικής χρήσεως και βελτιστοποίησης και είναι εμπνευσμένοι από την αρχή της βιολογικής εξέλιξης της επιβίωσης του ισχυρότερου. Κάτω λοιπόν από αυτή την φιλοσοφία ο GA μιμείται την διαδικασία της φυσικής εξέλιξης. Ο GA διαφέρει από τα συμβατικά μη γραμμικά μοντέλα βελτιστοποίησης καθώς διερευνά διατηρώντας έναν πληθυσμό (ή μία βάση δεδομένων) από λύσεις, από τις οποίες δημιουργούνται καλύτερες λύσεις και όχι δημιουργώντας αυξανόμενες αλλαγές σε μια μοναδική λύση του προβλήματος. Ο GA περιέχει ταυτόχρονα πολυάριθμες υποψήφιες λύσεις σε ένα πρόβλημα, που ονομάζεται πληθυσμός. Η βασική πτυχή του GA είναι η χειραγώγηση ενός πληθυσμού, του οποίου τα άτομα χαρακτηρίζονται από το γεγονός ότι περιέχουν ένα χρωμόσωμα.

Ο γενετικός αλγόριθμος λοιπόν ξεκινά με την δημιουργία ενός πληθυσμού με υποψήφιες λύσεις, γνωστός και ως χρωμόσωμα, τα μέλη του οποίου στην συνέχεια ελέγχονται ως προς το αν είναι ικανά να παράγουν τα επιθυμητά αποτελέσματα βάσει μιας φόρμουλας που έχει οριστεί από τους ερευνητές. Μετέπειτα, απορρίπτονται οι λύσεις που δεν παράγουν τα επιθυμητά αποτελέσματα και δημιουργούνται νέα μέλη με βάση τις αρχές της εξέλιξης και της μετάλλαξης. Ο καινούριος πληθυσμός που αποτελείται από τα νέα μέλη περνά την διαδικασία εκ νέου μέχρι να μην υπάρξει καμία πρόοδος στην εξέλιξη του πληθυσμού και άρα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα έχει παραχθεί.

Επομένως ο GA διαφέρει από τους παραδοσιακούς αλγόριθμους με τους εξής τρόπους:

- Ο GA δεν λαμβάνει υπόψιν του ένα μόνο σημείο, αλλά πολλά σημεία ταυτόχρονα στον χώρο αναζήτησης μειώνοντας έτσι την πιθανότητα σύγκλισης προς την local optima (η καλύτερη λύση σε ένα πρόβλημα μέσα από ένα μικρό σύνολο πιθανών λύσεων)
- Ο GA ενεργεί άμεσα με σειρές χαρακτήρων που επιδεικνύουν το σύνολο παραμέτρων και όχι τις ίδιες παραμέτρους.

- Ο GA χρησιμοποιεί κανόνες πιθανοτήτων, όχι ντετερμινιστικούς κανόνες, για να καθοδηγήσει την αναζήτηση του.

Όπως αναφέραμε και πριν, στην εν λόγω έρευνα χρησιμοποιήθηκαν οι μέθοδοι logit και GA με επεξηγηματικές μεταβλητές τους πέντε δείκτες του Altman(1968). Η χρονική περίοδος του δείγματος είχε χωριστεί σε δύο κομμάτια:

1. Τα δεδομένα μεταξύ 2006-2013 χρησιμοποιήθηκαν ως το δείγμα εκπαίδευσης για την προσαρμογή του μοντέλου
2. Τα δεδομένα μεταξύ 2013-2014 χρησιμοποιήθηκαν για προβλέψεις εκτός δείγματος και για έλεγχο αποτελεσματικότητας πρόβλεψης.

Το μοντέλο που σχηματίστηκε φαίνεται παρακάτω και η ακρίβεια πρόβλεψης του δοκιμάστηκε σε εισηγμένες εταιρίες του Ιράν για τα έτη 2006-2013:

$$Z' = 0.717X_1 + 0.847X_2 + 3.107X_3 + 0.420X_4 + 0.998 X_5$$

Πρωτίστως η λογιστική παλινδρόμηση παρείχε 77,01% ακρίβεια πρόβλεψης ένα έτος πριν από την πτώχευση, 78,73 % δύο έτη πριν από την πτώχευση και 63,21 % τρία έτη πριν από την πτώχευση. Μετέπειτα με τον γενετικό αλγόριθμο επιτεύχθηκε 93,1% ακρίβεια πρόβλεψης ένα έτος πριν από την πτώχευση, 94,8% δύο έτη πριν από την πτώχευση και 97,7 % τρία έτη πριν από την πτώχευση.

Είναι λοιπόν εμφανές ότι ο γενετικός αλγόριθμος προβλέπει την πτώχευση καλύτερα σε σύγκριση με την λογιστική παλινδρόμηση. Και οι δύο μέθοδοι όμως συμφωνούν στο γεγονός ότι οι δείκτες Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού και

Κέρδη προ Φόρων και Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού είναι οι πιο σημαντικοί για την πρόβλεψη αποτυχίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3.ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

3.1.ΣΥΛΛΟΓΗ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΡΕΥΝΑΣ ΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ

Στην παρούσα διπλωματική θα ακολουθηθεί μία παρόμοια μέθοδος με εκείνη του Altman ώστε να συλλέξουμε κάποιες εταιρίες ως δείγμα, στις οποίες θα περιλαμβάνονται υγιείς αλλά και εταιρίες που έχουν υποβάλει αίτηση πτώχευσης κατά την εξεταζόμενη περίοδο. Οι δύο ομάδες των εταιριών, υγιείς και πτωχευμένες, θα περιλαμβάνουν ίσο αριθμό εταιριών και θα είναι κατά ζεύγη αντιστοιχισμένες με βάση το ύψος του ενεργητικού τους στο έτος -4 και τον κλάδο στον οποίο ανήκουν. Ως έτος βάσης ή αλλιώς έτος 0, ορίζεται το έτος κατά το οποίο είχε υποβληθεί η αίτηση πτώχευσης. Έπειτα με βάση κάποιους χρηματοοικονομικούς δείκτες θα δημιουργηθεί ένα υπόδειγμα ταξινόμησης μέσω της Πολυμεταβλητής Διακριτικής Ανάλυσης (MDA) το οποίο θα έχει την ικανότητα να προβλέψει αν μία εταιρία είναι δυνατόν να αποτύχει σε βάθος τετραετίας με βάσει τα χρηματοοικονομικά της στοιχεία.

Για να πραγματοποιηθεί μία σωστή έρευνα που θα οδηγήσει σε αξιόπιστα συμπεράσματα, σπουδαίο ρόλο κατέχει η επιλογή του δείγματος που θα χρησιμοποιηθεί ως σημείο αναφοράς. Το δείγμα θα πρέπει να είναι αμερόληπτο και οι πληροφορίες που μεταφέρει να είναι έγκυρες. Επειδή το μοντέλο πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας θα βασιστεί στις χρηματοοικονομικές πληροφορίες των δημοσιευμένων λογιστικών καταστάσεων των εταιριών, οι λογιστικές καταστάσεις θα πρέπει να διέπονται από συνέπεια των λογιστικών αρχών καθώς και να είναι ελεγμένες από Ανεξάρτητους Ορκωτούς Ελεγκτές για τυχόν παρατυπίες. Αξίζει να αναφερθεί ότι στην αρχή της εν λόγω έρευνας, σκοπός ήταν να συλλεχθεί ένα δείγμα εταιριών το οποίο θα περιλάμβανε και εταιρίες που δεν ήταν εισηγμένες στο Χρηματιστήριο Αθηνών. Στην πράξη όμως διαπιστώθηκε ότι ήταν ελάχιστες εκείνες που δημοσίευαν τις λογιστικές τους καταστάσεις και εκείνες που το έκαναν δεν είχαν συνέπεια στα έτη των καταστάσεων που δημοσίευαν.

Στην παρούσα διπλωματική τελικά επιλέχθηκαν 58 εταιρίες που δραστηριοποιούνταν στην Ελλάδα και ήταν εισηγμένες στο Χρηματιστήριο Αθηνών για την περίοδο 2005-2018. Οι 58

εταιρίες ταξινομήθηκαν σε δύο ομάδες, 29 στην ομάδα των υγιών και 29 στην ομάδα των πτωχευμένων. Ως πτωχευμένες ή αποτυχημένες για τις ανάγκες της έρευνας θεωρούνται εκείνες που είχαν υποβάλλει αίτηση πτώχευσης, ήτοι αίτηση υπαγωγής στο άρθρο 99 (Ν.4013/2011) , είτε μετά από δική τους αίτηση είτε μετά από αίτηση των πιστωτών τους στα αρμόδια δικαστήρια βάσει του Άρθρου 5 του Πτωχευτικού Κώδικα (Ν.3588/2007). Ως υγιείς εταιρίες δεν θεωρούνται απαραίτητα οι οικονομικά υγιείς εταιρίες αλλά εκείνες που δεν είχαν υποβάλλει αίτηση πτώχευσης, ούτε οι πιστωτές τους είχαν επιδιώξει την έναρξη της πτωχευτικής τους διαδικασίας.

Όσον αφορά την επιλογή κατά ζεύγη, τούτη πραγματοποιήθηκε με βάση δύο κριτήρια. Το πρώτο κριτήριο ήταν το ύψος του ενεργητικού τους στο έτος -4 και πιο συγκεκριμένα οι εταιρίες θα έπρεπε να ανήκουν στο ίδιο εύρος ενεργητικού καθώς το απόλυτο ταίριασμα θα ήταν αδύνατο να συμβεί. Ενώ στην πλειοψηφία των μέχρι τώρα ερευνών, τα ζεύγη των εταιριών βάσει ενεργητικού γίνεται στο έτος -1, στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε το έτος -4. Αυτό συνέβη διότι στο έτος -1 το ύψος του ενεργητικού μιας πτωχευμένης εταιρίας που θα είναι προφανώς πολύ χαμηλότερο σε σχέση με το έτος -4, δεν αντικατοπτρίζει το πραγματικό μέγεθός της κι έτσι θα γινόταν κατά μία έννοια ατυχής αντιστοίχιση. Ένα μεμονωμένο έτος, και δη το έτος πριν την πτώχευση, δεν είναι αντιπροσωπευτικό του μεγέθους μια εταιρίας εάν όλα τα προηγούμενα έτη της λειτουργίας της το ύψος του ενεργητικού της κυμαινόταν σε αρκετά διαφορετική κλίμακα.

Όπως αναφέρθηκε και πριν, το έτος βάσης είναι το έτος κατά το οποίο υποβλήθηκε η αίτηση υπαγωγής στο άρθρο 99. Τα στοιχεία που συλλέχθηκαν για την κάθε πτωχευμένη εταιρία προήλθαν από καταστάσεις μέχρι και 4 ετών πριν την υποβολή της αίτησης πτώχευσης και για κάθε αντίστοιχη υγιή επιλέχθηκαν τα ίδια έτη. Στις πτωχευμένες εταιρίες παρατηρήθηκε το γεγονός ότι είχαν σταματήσει να δημοσιεύουν τις χρηματοοικονομικές τους καταστάσεις ακόμα και αρκετά έτη πριν περιέλθουν σε καθεστώς πτώχευσης. Επομένως, για εκείνες τις εταιρίες, ως έτος -1 θεωρήθηκε το τελευταίο έτος κατά το οποίο υπήρχαν δημοσιευμένες οικονομικές καταστάσεις πριν την αίτηση πτώχευσης. Η εξεταζόμενη περίοδος στην παρούσα διπλωματική είναι 2005-2018, στην πράξη όμως σύμφωνα με τα διαθέσιμα δημοσιευμένα στοιχεία ήταν η 2004-2015 αφού κατά την διάρκεια τούτης, όλες οι εταιρίες είχαν δημοσιοποιήσει τα χρηματοοικονομικά τους στοιχεία(Πίνακας 3-2).

Δεύτερο κριτήριο για την αντιστοίχιση των εταιριών ήταν όχι ο κλάδος αλλά ο υπερκλάδος στον οποίο ανήκαν σύμφωνα με το μοντέλο κλαδικής κατάταξης Industry Classification Benchmark (ICB). Οφείλουμε να τονίσουμε σε αυτό το σημείο ότι δεν επιλέχθηκαν

Ασφαλιστικές εταιρίες, Ναυτιλιακές εταιρίες και Τράπεζες λόγω του ότι οι χρηματοοικονομικές τους καταστάσεις έχουν διαφορετικό τρόπο σύνταξης κι έτσι δημιουργούταν το πρόβλημα σύγκρισης των δεδομένων. Το ICB δημιουργήθηκε το 2005 από την Dow Jones² και τον FTSE³ και χρησιμοποιείται πλέον από τον FTSE International⁴ και τον STOXX⁵ για τον διαχωρισμό της αγοράς σε 10 τομείς της Μακροοικονομίας όπως μπορούμε να δούμε και στον ακόλουθο πίνακα:

Industry Classification Benchmark	
Κωδικός ταξινόμησης	Υπερκλάδος
0001	Oil & Gas
1000	Basic Materials
2000	Industrials
3000	Consumer Goods
4000	Health Care
5000	Consumer Services
6000	Telecommunications
7000	Utilities
8000	Financials
9000	Technology

Πίνακας 3-1 Industry Classification Benchmark

Στον επόμενο πίνακα φαίνεται το ύψος του Ενεργητικού των πτωχευμένων εταιριών καθώς και το έτος αίτησης υπαγωγής στο άρθρο 99 μαζί με τα εξεταζόμενα έτη:

² Dow Jones: Η πλήρης ονομασία είναι Dow Jones & Company και αποτελεί μία αμερικανική εκδοτική εταιρία χρηματοοικονομικών πληροφοριών

³ FTSE: Ακρωνύμιο του Financial Times Stock Exchange Group. Αποτελεί έναν ανεξάρτητο οργανισμό που ειδικεύεται στην δημιουργία δεικτών προσφορών για την παγκόσμια χρηματοπιστωτική αγορά

⁴ FTSE International: Βρετανικός πάροχος χρηματιστηριακών δεικτών και συναφών υπηρεσιών δεδομένων, γνωστός επίσης και με το όνομα FTSE Russell, που ανήκει εξ'ολοκλήρου στο Χρηματιστήριο του Λονδίνου

⁵ STOXX: Ελβετικός πάροχος δεικτών που εξυπηρετεί τις παγκόσμιες αγορές και αποτελεί θυγατρική του Ομίλου Deutsche Börse

A/A	ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΗ	ΕΤΟΣ ΑΙΤΗΣΗΣ ΕΝΤΑΞΗΣ ΣΤΟ ΑΡΘΡΟ 99	ΕΤΗ ΕΞΕΤΑΣΗ ΥΠΟ	ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟ ΕΤΟΣ -4
1	SPRIDER STORES A.E.	2013	2009-2012	158.098.000,00 €
2	ΜΠΑΜΠΗΣ ΒΩΒΟΣ ΑΕ	2012	2008-2011	1.043.706.000,00 €
3	ΣΑΤΟ ΑΕ	2012	2008-2011	113.125.000,00 €
4	ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ	2012	2007-2010	50.067.000,00 €
5	ΑΛΑΡΙΣ	2013	2008-2011	2.454.889.000,00 €
6	MICROLAND ΑΕΒΕ	2009	2005-2008	32.961.677,00 €
7	ΑΤΛΑΝΤΙΚ ΣΟΥΠΕΡ ΜΑΡΚΕΤ ΑΕΕ	2010	2006-2009	338.034.246,02 €
8	ΒΕΤΑΝΕΤ ΑΒΕΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	2008	2004-2007	62.541.640,00 €
9	ΕΛΕΥΘΕΡΗ ΤΗΛΕΟΡΑΣΗ ΑΕ (ALTER)	2011	2006-2009	327.277.479,00 €
10	ΔΙΑΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ ΑΒΕΕ	2014	2010-2013	207.731.416,50 €
11	Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ	2012	2007-2010	113.468.976,10 €
12	ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ	2008	2004-2007	40.936.734,23 €
13	ΔΙΕΚΑΤ ΑΤΕ	2008	2004-2007	79.280.000,00 €
14	ΕΔΡΑΣΗ-Χ. ΨΑΛΛΙΔΑΣ ΑΤΕ	2012	2008-2011	184.707.000,00 €
15	ΑΤΤΙΚΑΤ	2010	2006-2009	390.019.850,34 €
16	ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΠΛΑΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΕΛΑΣΤΙΚΟΥ ΑΡΙΣΤΟΒΟΥΛΟΣ Γ. ΠΕΤΖΕΤΑΚΙΣ	2011	2007-2010	125.864.000,00 €
17	ALPHA GRISSIN	2017	2013-2016	31.220.235,84 €
18	ALTEC TELECOMS	2008	2004-2007	21.106.093,00 €
19	ΒΙΟΤΕΡ ΑΕ	2014	2010-2013	192.447.000,00 €
20	ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΛΥΜΠΕΡΗ ΑΕ	2012	2008-2011	67.443.290,00 €
21	ΛΑΝ-NET ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ ΑΕ	2009	2004-2007	76.276.187,00 €
22	ΜΑΡΑΚ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΒΕΕ	2012	2008-2011	22.191.671,14 €
23	ΣΕΛΜΑΝ ΑΕ	2013	2009-2012	265.476.860,00 €
24	ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΙΚΡΟΪΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΑΕ (PC SYSTEMS)	2011	2007-2010	27.104.498,00 €
25	ΧΑΤΖΗΓΩΑΝΝΟΥ	2013	2009-2012	77.029.000,00 €
26	ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΒΕΕ	2012	2007-2010	423.194.000,00 €
27	ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	2008	2004-2007	80.360.456,68 €
28	ΕΙΚΟΝΑ & ΗΧΟΣ ΑΕΕ	2011	2007-2010	27.229.933,88 €
29	ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΘΗΝΩΝ	2016	2012-2015	81.361.203,00 €

Πίνακας 3-2 Εισηγμένες εταιρίες στο Χρηματιστήριο που πτώχευσαν κατά την περίοδο 2005-2018

Οι 29 πτωχευμένες εταιρίες που επιλέχθηκαν δραστηριοποιούνταν σε 6 υπερκλάδους ICB από τους 10 και πιο συγκεκριμένα στους υπερκλάδους των Χημικών και Βασικών Υλικών, των Κατασκευών και Υλικών κατασκευών, των Προσωπικών και Οικιακών Αγαθών και

Τροφίμων, του Εμπορίου και Μέσων Ενημέρωσης, των Τηλεπικοινωνιών και της Τεχνολογίας (Εικόνα 3-1).



Εικόνα 3-1 Υπερκλάδοι εταιριών

Αξίζει να αναφερθεί πως η πλειοψηφία των εταιριών που συμπεριλήφθηκαν στο δείγμα ανήκει στον κλάδο των Κατασκευών και Υλικών Κατασκευών με ποσοστό 31 %. Ακολουθούν ο κλάδος των Προσωπικών και Οικιακών Αγαθών με ποσοστό 28 %, και οι κλάδοι Εμπορίου και Μέσων Ενημέρωσης και Τεχνολογίας με ίδιο ποσοστό που ανέρχεται στο 17 %. Έπειτα ακολουθεί ο κλάδος των Χημικών και Βασικών Υλικών με ποσοστό 4 % και ο κλάδος των Τηλεπικοινωνιών με ποσοστό 3 %.

Στην συνέχεια, εφόσον η αναλογία τους δείγματός μας είναι 1:1, δηλαδή για κάθε μία πτωχευμένη να αντιστοιχεί μία υγιής εταιρία, βρέθηκαν ο αντίστοιχος αριθμός υγιών εταιριών και οι χρηματοοικονομικές τους καταστάσεις για τα ίδια έτη που εξετάστηκαν οι πτωχευμένες. Όλα τα στοιχεία για τις οικονομικές καταστάσεις τόσο των υγιών όσο και των πτωχευμένων εταιριών αντλήθηκαν από τα επίσημα δημοσιευμένα στοιχεία στην ιστοσελίδα του Ομίλου Χρηματιστηρίου Αθηνών.

Το απόλυτο ταίριασμα του ύψους του Ενεργητικού για κάθε ζευγάρι Πτωχευμένης-Υγιούς δεν ήταν εφικτό, καθώς πολλές υγιείς εταιρίες είχαν ελλειπείς δημοσιεύσεις των χρηματοοικονομικών τους καταστάσεων κι έτσι δεν μπορούσε να προκύψει η ιδανική αντιστοίχιση. Για τον λόγο αυτό επιλέχθηκαν από τις διαθέσιμες υγιείς εταιρίες εκείνες που πλησίαζαν περισσότερο την ιδανική αντιστοίχιση και έπειτα πραγματοποιήθηκε στατιστική

επεξεργασία των δεδομένων που αντιπροσωπεύουν το ύψος του Ενεργητικού κατά το εξεταζόμενο διάστημα 2005-2018, για τα 4 έτη πριν την πτώχευση και για τις υγιείς τα 4 τελευταία έτη του εξεταζόμενου διαστήματος, ώστε να αποδειχθεί ότι τα δεδομένα είναι όχι απόλυτα ίδιου αλλά παραπλήσιου βεληνεκούς. Το δείγμα των εταιριών πριν την στατιστική επεξεργασία είχε χωριστεί σε 3 κλίμακες όπως φαίνεται από τον παρακάτω πίνακα:

Κλίμακα	Ύψος Ενεργητικού
1	< 100 εκατομμυρίων €
2	100 εκατομμύρια - 1 δισεκατομμύριο €
3	1 δισεκατομμύριο €

Πίνακας 3-3 Κλίμακες εταιριών

Από την στατιστική επεξεργασία προέκυψαν τα εξής:

ΥΓΕΙΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ				
Κλίμακα	Ελάχιστο	Μέγιστο	Μέσος όρος	Τυπική απόκλιση
1	21.106.093,00	81.361.203,00	51.807.307,98	23.862.917,29
2	92.530.550,92	547.665.000,00	266.069.325,01	138.693.907,95
3	1.206.433.000,00	1.771.288.000,00	1.488.860.500,00	399.412.800,89

Πίνακας 3-4 Περιγραφικά στατιστικά για τις Υγιείς εταιρίες

ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΕΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ				
Κλίμακα	Ελάχιστο	Μέγιστο	Μέσος όρος	Τυπική απόκλιση
1	23.500.726,49	84.778.933,30	47.862.365,34	18.233.561,76
2	113.125.000,00	423.194.000,00	236.620.319,00	109.547.941,85
3	1.043.706.000,00	2.454.889.000,00	1.749.297.500,00	997.857.068,80

Πίνακας 3-5 Περιγραφικά στατιστικά για τις Πτωχευμένες εταιρίες

Από την ανάγνωση των παραπάνω προκύπτει ότι η διασπορά των δεδομένων γύρω από το μέσο σχετικά με τις τιμές του Ενεργητικού για τις κλίμακες 1 και 2, και για τις δύο ομάδες εταιριών, όπως φαίνεται και από την τιμή της Τυπικής απόκλισης, κατανέμονται με παρόμοιο τρόπο. Οι μέσοι όροι του Ενεργητικού και για τις δύο ομάδες ανά κλίμακα βρίσκονται σε παραπλήσια επίπεδα καθώς επίσης οι ελάχιστες και οι μέγιστες τιμές ανά κλίμακα δεν διαφέρουν πολύ μεταξύ τους.

Έτσι λοιπόν πραγματοποιήθηκε η τελική επιλογή των υγιών εταιριών ώστε να ταιριάζουν με τις Πτωχευμένες και τα ζευγάρια διαμορφώθηκαν ως εξής:

Α/Α	ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΕΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ	ΥΓΙΕΙΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ	ΚΛΙΜΑΚΑ
1	SPRIDER STORES A.E.	ΠΛΑΙΣΙΟ COMPUTERS ΑΕΒΕ	2
2	ΜΠΑΜΠΗΣ ΒΩΒΟΣ ΑΕ	ΤΙΤΑΝ ΑΝΩΝΥΜΗ ΕΤΑΙΡΙΑ ΤΣΙΜΕΝΤΩΝ	3
3	SATO ΑΕ	ΑΡΤΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΚΑΡΑΜΟΛΕΓΚΟΣ ΑΕ	2
4	ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ	FLEXORACK ΑΕΒΕΠ	1
5	ALAPIS	ΜΟΤΟΡ ΟΪΛ ΔΙΥΛΙΣΤΗΡΙΑ ΚΟΡΙΝΘΟΥ	3
6	MICROLAND ΑΕΒΕ	ΒΥΤΕ COMPUTER Α.Β.Ε.Ε.	1
7	ΑΤΛΑΝΤΙΚ ΣΟΥΠΕΡ ΜΑΡΚΕΤ ΑΕΕ	ΑΥΤΟΗΕΛΛΑΣ ΑΝΩΝΥΜΟΣ ΤΟΥΡΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΕΜΠΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΙΑ	2
8	ΒΕΤΑΝΕΤ ΑΒΕΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	ΔΑΙΟΣ ΠΛΑΣΤΙΚΑ Α.Β.Ε.Ε.	1
9	ΕΛΕΥΘΕΡΗ ΤΗΛΕΟΡΑΣΗ ΑΕ (ALTER)	ΙΝΤΡΑΛΟΤ ΑΕ	2
10	ΔΙΑΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ ΑΒΕΕ	ΓΡ.ΣΑΡΑΝΤΗΣ ΑΒΕΕ	2
11	Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ	ΠΗΓΑΣΟΣ ΕΚΔΟΤΙΚΗ ΑΕ	2
12	ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ	ΔΟΜΙΚΗ ΚΡΗΤΗΣ Α.Ε.	1
13	ΔΙΕΚΑΤ ΑΤΕ	ΙΝΤΡΑΚΟΜ ΚΑΤΑΣΚΕΥΕΣ ΑΕ ΤΕΧΝ.ΕΡΓΩΝ ΚΑΙ ΜΕΤΑ.ΚΑΤ.	1
14	ΕΔΡΑΣΗ-Χ. ΨΑΛΛΙΔΑΣ ΑΤΕ	ΤΕΧΝΙΚΗ ΟΛΥΜΠΙΑΚΗ ΑΕ	2
15	ΑΤΤΙΚΑΤ	ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΑΕ	2
16	ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΠΛΑΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΕΛΑΣΤΙΚΟΥ ΑΡΙΣΤΟΒΟΥΛΟΣ Γ. ΠΕΤΖΕΤΑΚΙΣ	FRIGOGLOSS ΑΕΒΕ	2
17	ALPHA GRISSIN	SPACE HELLAS ΑΕ	1
18	ALTEC TELECOMS	A.S. ΕΜΠΟΡΙΚΗ-ΒΙΟΜ. ΕΤΑΙΡΙΑ Η/Υ & ΠΑΙΧΝΙΔΙΩΝ Α.Ε.	1
19	ΒΙΟΤΕΡ ΑΕ	ΣΙΔΗΡΕΜΠΟΡΙΚΗ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ ΣΙΔΜΑ ΑΕ	2
20	ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΛΥΜΠΕΡΗ ΑΕ	ΒΙΣ Α.Ε.	1
21	ΛΑΝ-NET ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ ΑΕ	ΝΤΡΟΥΚΦΑΡΜΠΕΝ ΕΛΛΑΣ ΑΕΒΕ	1
22	ΜΑΡΑΚ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΒΕΕ	Γ.Ε. ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ Α.Ε.Ε.	1
23	ΣΕΛΜΑΝ ΑΕ	ΑΛΟΥΜΥΛ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΥ Α.Ε.	2
24	ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΙΚΡΟΪΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΑΕ (PC SYSTEMS)	PROFILE ΑΕΒΕ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ	1
25	ΧΑΤΖΗΩΑΝΝΟΥ	ΒΙΟΚΑΡΠΕΤ Α.Ε.	1
26	ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΒΕΕ	ΝΗΡΕΥΣ ΑΕ	2
27	ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	ΑΓΡΟΤΙΚΟΣ ΟΙΚΟΣ ΣΠΥΡΟΥ ΑΕΒΕ	1
28	ΕΙΚΟΝΑ & ΗΧΟΣ ΑΕΕ	ΙΝΤΕΡΤΕΚ ΑΕ ΔΙΕΘΝΕΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ	1
29	ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΘΗΝΩΝ	ΝΕΧΑΝΣ ΕΛΛΑΣ Α.Β.Ε.	1

Πίνακας 3-6 Τελικό δείγμα εταιριών

3.2.ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΩΝ

Έπειτα από την τελική επιλογή των εταιριών που αποτελούν το δείγμα της έρευνας, έπρεπε να συλλεχθούν στοιχεία από τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις των εταιριών τα οποία ήταν απαραίτητα για τον επικείμενο υπολογισμό των αριθμοδεικτών. Σκοπός ήταν αρχικά να σχηματιστεί μία μεγάλη βάση με αριθμοδείκτες και στην συνέχεια να καταλήξουμε σε ένα μικρότερο σύνολο τούτων ώστε να χρησιμοποιηθούν για την διαμόρφωση του μοντέλου πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας. Οι αριθμοδείκτες που χρησιμοποιήθηκαν ως αρχική βάση προέκυψαν με τρία κριτήρια:

1. Συχνότητα εμφάνισης στην βιβλιογραφία
2. Ύπαρξη απαραίτητων δεδομένων στις διαθέσιμες οικονομικές καταστάσεις

Μέσω της ενδελεχούς εξέτασης των μελετών που έχουν ήδη αναφερθεί μέχρι στιγμής αλλά και περισσότερων, καταλήξαμε σε ένα αρχικό σύνολο 31 αριθμοδεικτών. Αν οικονομικές καταστάσεις περιείχαν περισσότερα στοιχεία δημοσιευμένα τότε θα ήταν εφικτό να συμπεριλάβουμε περισσότερους αριθμοδείκτες.

Από το αρχικό σύνολο των 31 αριθμοδεικτών αφαιρέθηκαν οι δείκτες «Συνολικά καταβαλλόμενα μερίσματα / Σύνολο Ιδίων Κεφαλαίων» και «Σύνολο Μερισμάτων Χρήσης / Σύνολο Καθαρών Κερδών Χρήσης», καθώς πολλές από τις εξεταζόμενες εταιρίες δεν διένειμαν μερίσματα και έτσι παρουσίαζαν μηδενικά μεγέθη. Επίσης, όσον αφορά τους αριθμοδείκτες «Καθαρά Κέρδη / Καθαρή Θέση» και «Κεφάλαιο Κίνησης / Καθαρή Θέση», δεν συμπεριλήφθηκαν στην έρευνα διότι διαπιστώθηκε πως το γεγονός ότι ο παρονομαστής και ο αριθμητής μπορούν να λάβουν αρνητικές τιμές, προκαλεί παρερμηνείες στην ερμηνεία των δεικτών. Αν για παράδειγμα είχαμε αρνητικά Κέρδη και αρνητική Καθαρή Θέση, ενώ μεμονωμένα τα μεγέθη φανερώνουν ενδείξεις δυσπραγίας, συνδυαστικά στον δείκτη θα έδιναν θετικό πρόσημο κάτι το οποίο θα μπορούσε να επιτευχθεί και με θετικές τιμές τόσο στον αριθμητή όσο και στον παρονομαστή. Στο τελικό στάδιο, το σύνολο των αριθμοδεικτών περιλάμβανε 27 και αντιστράφηκαν οι όροι των δεικτών «Σύνολο Ενεργητικού/ Πωλήσεις», «Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Πωλήσεις», «Αποθέματα / Πωλήσεις», «Ταμειακές Ροές από Λειτουργικές Δραστηριότητες / Πωλήσεις», «Καθαρά Κέρδη / Πωλήσεις», «Κεφάλαιο Κίνησης / Πωλήσεις», «(Κυκλοφορούν Ενεργητικό μείον Αποθέματα) / Πωλήσεις» και «Κέρδη προ Τόκων και Φόρων / Φόρους», επειδή οι Πωλήσεις και οι Φόροι σε αρκετές περιπτώσεις λάμβαναν μηδενικές τιμές και ως εκ τούτου δεν επιτρέπεται να βρίσκονται σε κλάσματα ως παρονομαστές. Επομένως οι 27 δείκτες που θα εξεταστούν στην παρούσα μελέτη από τους 31 είναι οι εξής με την πράσινη επισήμανση:

A/A	Αριθμοδείκτες	Συμβολισμός
1	Καθαρά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού	R1
2	Κυκλοφορούν Ενεργητικό/Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	R2
3	Συνολικές Υποχρεώσεις/Σύνολο Ενεργητικού	R3
4	Κεφάλαιο Κίνησης/Σύνολο Ενεργητικού	R4
5	Αποτέλεσμα εις νέον/Σύνολο Ενεργητικού	R5
6	Κέρδη προ Φόρων και Τόκων/Σύνολο Ενεργητικού	R6
7	Πωλήσεις/Σύνολο Ενεργητικού	R7
8	(Κυκλοφορούν Ενεργητικό-Αποθέματα)/Σύνολο Ενεργητικού	R8
9	Ταμειακές Ροές Λειτουργικών Δραστηριοτήτων/Συνολικές Υποχρεώσεις	R9
10	Κυκλοφορούν Ενεργητικό /Σύνολο Ενεργητικού	R10
11	Καθαρά Κέρδη/Καθαρή Θέση	R11
12	Ταμειακά Διαθέσιμα+Ισοδύναμα λήξης περιόδου/Σύνολο Ενεργητικού	R12
13	Συνολικές Υποχρεώσεις/Καθαρή Θέση	R13
14	Ταμειακές Ροές Λειτουργικών Δραστηριοτήτων /Καθαρή Θέση	R14
15	Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις /Σύνολο Ενεργητικού	R15
16	(Κυκλοφορούν Ενεργητικό - Αποθέματα) /Σύνολο Ενεργητικού	R16
17	Πωλήσεις / Κυκλοφορούν Ενεργητικό	R17
18	Φόροι / Κέρδη προ Φόρων και Τόκων	R18
19	Πωλήσεις / Αποθέματα	R19
20	Πωλήσεις / Ταμειακές Ροές Λειτουργικών Δραστηριοτήτων	R20
21	Πωλήσεις / Καθαρά Κέρδη	R21
22	Μακροπρόθεσμες Υποχρεώσεις /Σύνολο Ενεργητικού	R22
23	Καθαρή Θέση /Σύνολο Ενεργητικού	R23
24	Ταμειακά Διαθέσιμα+Ισοδύναμα λήξης περιόδου/Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	R24
25	Ταμειακές Ροές Λειτουργικών Δραστηριοτήτων/Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις	R25
26	Πωλήσεις / Κεφάλαιο Κίνησης	R26
27	Πωλήσεις / (Κυκλοφορούν Ενεργητικό - Αποθέματα)	R27
28	Κεφάλαιο Κίνησης/Καθαρή Θέση	R28
29	Κέρδη ανά μετοχή	R29
30	Συνολικά καταβαλλόμενα μερίσματα/Σύνολο Ιδίων Κεφαλαίων	R30
31	Σύνολο Μερισμάτων Χρήσης/Σύνολο καθαρών Κερδών Χρήσης	R31

Πίνακας 3-7 Εξεταζόμενοι Χρηματοοικονομικοί Αριθμοδείκτες

Για τον υπολογισμό των αριθμοδεικτών του προηγούμενου πίνακα χρησιμοποιήθηκαν μεγέθη από τις δημοσιευμένες καταστάσεις των 58 εταιριών από την επίσημη ιστοσελίδα του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών, του Εμπορικού Επιμελητηρίου Ελλάδος και από τα δημοσιευμένα Φύλλα της Εφημερίδας Κυβερνήσεως. Τα στοιχεία αυτά αφορούσαν αυστηρά τις εταιρικές οικονομικές καταστάσεις και όχι εκείνες που σχετίζονταν με στοιχεία Ομίλου. Κατά αυτό τον τρόπο υπολογίστηκαν αριθμοδείκτες για 4 έτη (Έτος -4, Έτος -3, Έτος -2 και Έτος -1) με την βοήθεια των ακόλουθων χρηματοοικονομικών στοιχείων:

- Αποθέματα
- Απαιτήσεις
- Ταμειακά Διαθέσιμα και Ισοδύναμα Λήξης Περιόδου
- Βραχυπρόθεσμες Επενδύσεις
- Λοιπά Κυκλοφορούντα Περιουσιακά Στοιχεία
- Κυκλοφορούν Ενεργητικό
- Σύνολο Ενεργητικού
- Καθαρή Θέση
- Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις
- Μακροπρόθεσμες Υποχρεώσεις
- Κύκλος Εργασιών
- Κέρδη προ Φόρων και Τόκων
- Κέρδη ανά μετοχή
- Ταμειακές Ροές από Λειτουργικές Δραστηριότητες
- Αποτέλεσμα εις Νέον

Έπειτα από τον υπολογισμό των αριθμοδεικτών, το δείγμα απαλλάχτηκε από ακραίες τιμές με την μέθοδο του πρώτου και τρίτου τεταρτημορίου (Hoaglin & Iglewicz, 1987) μέσω του στατιστικού πακέτου SPSS καθώς τα περισσότερα στατιστικά μοντέλα είναι ευαίσθητα στην ύπαρξη ακραίων τιμών. Για τον εντοπισμό των ακραίων τιμών, όλες οι τιμές μετατράπηκαν σε τυποποιημένες και έπειτα βρέθηκαν τα όρια μέσα στα οποία οι τιμές δεν θεωρούνταν ακραίες, τα οποία είναι τα εξής:

1) Κάτω όριο: $Q_1 - 1,5 (IQR)$

2) Άνω όριο: $Q_3 + 1,5 (IQR)$

όπου

$Q_1 = 1^\circ$ Τεταρτημόριο

$Q_3 = 3^\circ$ Τεταρτημόριο

IQR= Διατεταρτημοριακό Εύρος

Επομένως όσες τιμές ήταν μικρότερες του κάτω ορίου και μεγαλύτερες του άνω ορίου, αντικαταστάθηκαν από τον μέσο όρο του αντίστοιχου αριθμοδείκτη, για την κάθε ομάδα ταξινόμησης.

3.3.ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Για την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής επιλέχθηκε η μέθοδος της Διακριτικής Ανάλυσης καθώς τούτη έχει χρησιμοποιηθεί με επιτυχία από πολλούς επιστήμονες για την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας όπως είναι οι Altman (1968), Patterson (2000) καθώς και από τους Dimitras, Slowinski, Susmaga & Zorounidis (1999) με εφαρμογή σε ελληνικές εταιρίες.

Στόχος μας είναι αφού σχηματιστούν δύο a priori ομάδες, μία για τις πτωχευμένες και μία για τις υγιείς, να χρησιμοποιηθεί η Διακριτική Ανάλυση ώστε να εντοπίσει εκείνες τις ανεξάρτητες μεταβλητές, δηλαδή τους αριθμοδείκτες στην προκειμένη περίπτωση, που θα διαφέρουν σημαντικά μεταξύ των δύο ομάδων και θα έχουν την ικανότητα να πετύχουν σωστή ταξινόμηση. Πιο συγκεκριμένα, η τεχνική αυτή διαμορφώνει τον καλύτερο γραμμικό συνδυασμό των αριθμοδεικτών ως μία ποιοτική εξαρτημένη μεταβλητή (πτώχευση ή μη-πτώχευση), που θα εξασφαλίσει την καταλληλότερη ταξινόμηση ανάμεσα στις ομάδες.

Η Διακριτική Ανάλυση παρουσιάζει αρκετά πλεονεκτήματα με πιο σημαντικό είναι εκείνο της συνδυαστικής της φύσης, καθώς εξετάζει πολλές ανεξάρτητες μεταβλητές ταυτόχρονα και όχι μεμονωμένα. Ένα από τα σημαντικότερα μειονεκτήματά της αποτελεί το γεγονός ότι υπόκειται σε περιορισμούς που σε περίπτωση μη τήρησης τούτων, υπάρχει αλλοίωση στα αποτελέσματα. Οι βασικές υποθέσεις είναι οι εξής (Roulsen and French, 2008):

1. Ο αριθμός των παρατηρήσεων στην ομάδα με τις λιγότερες παρατηρήσεις (σε περίπτωση που το δειγματοληπτικό μέγεθος των ομάδων διαφέρει) πρέπει να υπερβαίνει τον αριθμό των ανεξάρτητων μεταβλητών. Το μέγεθος της μικρότερης ομάδας συνίσταται να αποτελείται από τουλάχιστον 20 παρατηρήσεις, με ελάχιστο μέγεθος 4-5πλάσιο του αριθμού των ανεξάρτητων μεταβλητών που θα χρησιμοποιηθούν στο υπόδειγμα.
2. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές οφείλουν να ακολουθούν την κανονική κατανομή με μικρές αποκλίσεις να είναι ανεκτές
3. Οι διακυμάνσεις των μεταβλητών θα πρέπει να έχουν ομοιογένεια σε κάθε ομάδα με μικρές αποκλίσεις.

4. Η σχέση που θα προκύψει να είναι γραμμική καθώς μελέτες έχουν αποδείξει ότι η απόδοση της γραμμικής συνάρτησης σε μικρά δείγματα όπως είναι το δικό μας, είναι μεγαλύτερη της τετραγωνικής.

3.4.ΣΤΑΔΙΑΚΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Έπειτα από την απαλλαγή του δείγματος από ακραίες τιμές όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 3.2, ακολουθήθηκαν τα παρακάτω βήματα ώστε να εξαχθούν τα αποτελέσματα:

1. Έλεγχος των μεταβλητών για κανονικότητα και κανονικοποίηση εκείνων που δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή. Η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε ήταν εκείνη του Templeton (2011) κατά την οποία διατηρείται η αρχική μέση τιμή και η τυπική απόκλιση κάθε μεταβλητής για την κάθε ομάδα, ώστε να βελτιώσει την ερμηνεία των αποτελεσμάτων λόγω κανονικότητας.
2. Έλεγχος στατιστικής σημαντικότητας των 27 εξεταζόμενων αριθμοδεικτών μέσω του ελέγχου Wilk's Lambda, ώστε να διαπιστώσουμε ποιοι διαφοροποιούνται σημαντικά μεταξύ των 2 a priori ομάδων. Ο Wilk's Lambda εξετάζει εάν υπάρχουν διαφορές μεταξύ των μέσων των δύο ομάδων σε ένα συνδυασμό εξαρτημένων μεταβλητών και λαμβάνει τιμές μεταξύ 0 και 1. Όσο μικρότερη είναι η τιμή τόσο μεγαλύτερη είναι και η πιθανότητα απόρριψης της της μηδενικής υπόθεση των μέσων τιμών. Στην παρούσα διπλωματική το επίπεδο σημαντικότητας ορίστηκε στο 5%, επομένως οι αριθμοδείκτες για τους οποίους απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση των μέσων τιμών είναι εκείνοι που εμφάνισαν p-value ή αλλιώς Sig. μικρότερο από 0,05.
3. Σε όσους αριθμοδείκτες εμφάνισαν Sig.< 0,05 από το προηγούμενο βήμα πραγματοποιήθηκε έλεγχος τήρησης της υπόθεσης ισότητας των πινάκων συνδιακύμανσης μέσω του Levene's Test. Θεωρούμε πως η υπόθεση αυτή δεν παραβιάζεται όταν η τιμή της σημαντικότητας του ελέγχου είναι μεγαλύτερη από 0,1.
4. Εφαρμογή της Διακριτικής Ανάλυσης με την βηματική μέθοδο (stepwise) έχοντας ως εξαρτημένη ποιοτική μεταβλητή την κατάσταση της εταιρίας δηλαδή Πτωχευμένη ή μη και ως ανεξάρτητες μεταβλητές τους αριθμοδείκτες που δεν

απορρίπτουν την υπόθεση της ισότητας των μέσων τιμών και δεν παραβιάζουν εκείνη της ισότητας των πινάκων συνδιακύμανσης.

Η βηματική ή σταδιακή μέθοδος, εισάγει κάθε φορά μία ανεξάρτητη μεταβλητή στο μοντέλο και υπολογίζει κατά πόσο αυξάνει την συνολική ικανότητα ταξινόμησης της συνάρτησης. Κατά αυτό τον τρόπο, πραγματοποιείται ταυτόχρονα ο έλεγχος ένταξης ή απόρριψης της συγκεκριμένης μεταβλητής στο μοντέλο και συνεχίζει την ίδια διαδικασία για τις επόμενες μεταβλητές. Σε κάθε στάδιο, παραμένουν οι μεταβλητές που παρείχαν την υψηλότερη ικανότητα διάκρισης και έτσι μπορεί να απορριφθούν μεταβλητές που αρχικά είχαν εισαχθεί, στην πορεία όμως διαπιστώθηκε ότι συνείσφεραν λιγότερο σε σχέση με τις υπόλοιπες συμμετέχουσες μεταβλητές.

Η σταδιακή Διακριτική Ανάλυση πραγματοποιήθηκε μέσω του κριτηρίου Λ του Wilks:

$$\Lambda = \frac{SS_W}{SS_W + SS_B}$$

όπου

SS_W = Άθροισμα τετραγώνων μέσα στις ομάδες

SS_B = Άθροισμα τετραγώνων μεταξύ των ομάδων

Σε κάθε στάδιο, εισάγεται η μεταβλητή που παρέχει την μικρότερη τιμή Λ η οποία στο SPSS προσδιορίζεται μέσω της τιμής F . Εκείνη που έχει την μέγιστη τιμή F εισάγεται και ταυτόχρονα εξάγει εκείνες που έχουν μικρότερη τιμή από το όριο εξόδου που έχει τεθεί.

5. Προσδιορισμός των συντελεστών ($\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$) της κανονικής τυποποιημένης διακριτικής συνάρτησης
6. Υπολογισμός Διακριτικής Βαθμολογίας (Z-score) της κάθε εταιρίας μέσω της ακεξίσωσης και αντικατάσταση των τιμών των μεταβλητών:

$$Z_i = C + \alpha_1 X_{i1} + \alpha_2 X_{i2} + \dots + \alpha_n X_{in}$$

όπου

Z = η διακριτική βαθμολογία κάθε εταιρίας i

$X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}$ = ανεξάρτητες μεταβλητές για κάθε εταιρία i

7. Έλεγχος στατιστικής σημαντικότητας της διακριτικής συνάρτησης μέσω του Wilk's Lambda και της συσχέτισης μεταξύ των σκορ και των ομάδων ταξινόμησης μέσω του συντελεστή συσχέτισης Pearson.
Ο έλεγχος Wilk's Lambda εξετάζει την μηδενική υπόθεση της ισότητας των μέσων των αριθμοδεικτών που συμμετέχουν στην συνάρτηση συγχρόνως και για τις δύο ομάδες. Εφόσον η τιμή σημαντικότητας του F είναι μικρότερη του 0,05 τότε υπάρχει στατιστικά σημαντική διαφορά μεταξύ των ομάδων. Το γεγονός ότι η διακριτική συνάρτηση είναι γραμμική προσδίδει περισσότερη ισχύ στην στατιστική της σημαντικότητα.
Ο συντελεστής συσχέτισης Pearson δείχνει την κανονική συσχέτιση των διακριτικών βαθμολογιών και των ομάδων ταξινόμησης. Το τετράγωνο του συντελεστή λαμβάνει τιμές μεταξύ μηδέν και ένα και υπολογίζεται ως ποσοστό των μεταβολών μεταξύ των δύο ομάδων το οποίο ερμηνεύεται από τους συμμετέχοντες στην διακριτική συνάρτηση αριθμοδείκτες.
8. Σύγκριση των τυποποιημένων συντελεστών προκειμένου να γίνει έλεγχος της σχετικής συνεισφοράς του κάθε αριθμοδείκτη και έλεγχος συσχέτισης του κάθε αριθμοδείκτη με την τυποποιημένη κανονική μεταβλητή διάκρισης, ώστε να διαπιστωθεί η σπουδαιότητα των μεταβλητών στην τελική διαμόρφωση της διακριτικής συνάρτησης.
9. Υπολογισμός των μέσων τιμών των διακριτικών βαθμολογιών των δύο ομάδων
10. Προσδιορισμός της Γραμμικής Διακριτικής Συνάρτησης μέσω των εξισώσεων Fisher.
Σε κάθε ομάδα, προέκυπταν δύο γραμμικές διακριτικές εξισώσεις για την ταξινόμηση των παρατηρήσεων κι έτσι η κάθε παρατήρηση ταξινομείται στην ομάδα της οποίας η εξίσωση δίνει την μεγαλύτερη βαθμολογία.

11. Εξαγωγή αποτελεσμάτων ταξινόμησης και ποσοστού αναλογίας επιτυχίας μέσω του υπολογισμού λαθών τύπου I και II.
12. Έλεγχος επιπέδου ακρίβειας πρόβλεψης με βάση τα κριτήρια της Μέγιστης και Αναλογικής Πιθανότητας.

Το κριτήριο της Μέγιστης Πιθανότητας εξαρτάται από το μέγεθος του εκάστοτε δείγματος και από το δείγμα που ανήκει στην ομάδα με τις περισσότερες παρατηρήσεις. Υπολογίζεται εάν το ποσοστό συμμετοχής των παρατηρήσεων της μεγαλύτερης ομάδας στο συνολικό δείγμα είναι μεγαλύτερο ή μικρότερο από το ποσοστό της αναλογίας επιτυχίας. Στο συγκεκριμένο δείγμα έχουμε ομάδες με ίσο αριθμό παρατηρήσεων οπότε πράττουμε αναλόγως.

Όσον αφορά το κριτήριο της αναλογικής πιθανότητας, εκεί χρησιμοποιείται η αναλογία των δύο ομάδων, έτσι ώστε να προκύψει το αποδεκτό επίπεδο ακρίβειας πρόβλεψης μέσω της ακόλουθης εξίσωσης:

$$C_{PRO} = p^2 + (1-p)^2,$$

Όπου p = αναλογία των περιπτώσεων στην πρώτη ομάδα

$1-p$ = αναλογία περιπτώσεων στην δεύτερη ομάδα

Εφόσον η αναλογία επιτυχίας είναι μεγαλύτερη από το C_{PRO} τότε η διακριτική συνάρτηση είναι αξιόπιστη για προβλέψεις.

13. Στατιστικός έλεγχος της ικανότητας διάκρισης του πίνακα ταξινόμησης με χρήση του στατιστικού Press's Q μέσω της ακόλουθης εξίσωσης:

$$\text{Press's Q} = \frac{[N - (nK)]^2}{N(K-1)}$$

Όπου N = Συνολικός αριθμός εταιριών δείγματος

n = αριθμός παρατηρήσεων που ταξινομήθηκαν σωστά

K = αριθμός ομάδων ταξινόμησης

Μετά τον υπολογισμό του δείκτη ελέγχθηκε εάν η τιμή του ήταν μεγαλύτερη από την κρίσιμη τιμή 6,63, γεγονός που σημαίνει ότι ο πίνακας ταξινόμησης είναι στατιστικά καλύτερος του πιθανοτικού.

14. Εισαγωγή γκρίζα ζώνης στο μοντέλο ώστε να ελαχιστοποιηθούν τα λάθη τύπου I. Στο αρχικό στάδιο και με την προϋπόθεση ότι οι βαθμολογίες ταξινόμησης ακολουθούν την κανονική κατανομή, χρησιμοποιήσαμε την μέση τιμή και κάποιες αναλογίες της τυπικής απόκλισης (0.25, 0.5σ, 0.75σ, σ) ώστε να προκύψουν τέσσερα ζευγάρια ανώτατων και κατώτατων ορίων της γκρίζας ζώνης. Έπειτα για κάθε ένα από τα πιθανά ζευγάρια, επιλέχθηκε εκείνη που βελτιώνει την ακρίβεια του μοντέλου και ταυτόχρονα ελαχιστοποιούσε τις παρατηρήσεις που περιλαμβάνονταν σε αυτή (Karas & Reznakova, 2014). Ως βέλτιστη γκρίζα ζώνη θεωρείται εκείνη για την οποία ο παρακάτω δείκτης μεγιστοποιείται:

$$\frac{(A+wB)}{G}$$

όπου

A = σύνολο των σωστά ταξινομημένων υγιών εταιριών

B = σύνολο των σωστά ταξινομημένων πτωχευμένων εταιριών

G= σύνολο των εταιριών που βρίσκονται στην γκρίζα ζώνη

w= βάρος σημαντικότητας λαθών τύπου I και II

15. Ταξινόμηση του αρχικού δείγματος το οποίο δεν έχει υποστεί τροποποίηση για ακραίες τιμές και κανονικότητα μέσω της μεθόδου σημείου αποκοπής, της Στατιστικής Θεωρίας Λήψης αποφάσεων και γκρίζας ζώνης. Με την μέθοδο του σημείου αποκοπής, ταξινομούνται οι παρατηρήσεις με βάση τις διακριτικές τους βαθμολογίες. Πιο συγκεκριμένα, όταν η βαθμολογία είναι θετική, η παρατήρηση κατατάσσεται στην ομάδα της οποίας η μέση τιμή των διακριτικών βαθμολογιών είναι θετική. Ομοίως και για την αρνητική βαθμολογία.

Η Στατιστική Θεωρία Λήψης αποφάσεων υπολογίζει αρχικά τον μέσο όρο των μέσω τιμών (\bar{Z}_1, \bar{Z}_2) των διακριτικών βαθμολογιών μέσω της ακόλουθης εξίσωσης:

$$\bar{Z} = \frac{\bar{Z}_1 + \bar{Z}_2}{2}$$

Εάν η μέση τιμή της διακριτικής βαθμολογίας των εταιριών της πρώτης ομάδας είναι θετική, κάθε εταιρία με βαθμολογία μεγαλύτερη ή ίση του \bar{Z} , ταξινομείται στην πρώτη ομάδα, διαφορετικά στην δεύτερη.

Στην συνέχεια σύμφωνα με την γκριζα ζώνη που επιλέχθηκε (k_1, k_2) πραγματοποιείται η εξής ταξινόμηση:

- i. Τιμές $< k_1$ ταξινομούνται στην ομάδα με τον χαμηλότερο μέσο διακριτικών βαθμολογιών
- ii. Τιμές που βρίσκονται στο διάστημα $[k_1, k_2]$ ταξινομούνται στην γκριζα ζώνη
- iii. Τιμές $> k_2$ ταξινομούνται στην ομάδα με τον υψηλότερο μέσο διακριτικών βαθμολογιών

Στο τελικό στάδιο επιλέγεται η διακριτική συνάρτηση που είναι στατιστικά σημαντική και παρουσιάζει την μεγαλύτερη αναλογία επιτυχίας έχοντας την ικανότητα να αξιολογεί τα στάδια της αποτυχίας. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιήσαμε τα χρηματοοικονομικά στοιχεία των δειγματοληπτικών εταιριών για ένα (Έτος -1), δύο (Έτος -2), τρία (Έτος -3) και τέσσερα (Έτος -4) έτη πριν το γεγονός της αποτυχίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4.ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

4.1.ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Για την έρευνα λοιπόν χρησιμοποιήθηκαν 29 πτωχευμένες εταιρίες και 29 υγιείς δημιουργώντας έτσι ένα δείγμα με αναλογία ένας προς ένα (Πίνακας 4-1). Συνολικά το δείγμα αποτελείται από 58 εταιρίες για τις οποίες υπολογίστηκαν 27 χρηματοοικονομικοί αριθμοδείκτες οι οποίοι απαλλάχθηκαν από τις ακραίες τιμές τους. Οι ακραίες τιμές σε κάθε αριθμοδείκτη για κάθε ομάδα, αντικαταστάθηκαν με τον μέσο όρο του αριθμοδείκτη χωρίς να περιλαμβάνει την ακραία τιμή στον υπολογισμό του αφού κάτι τέτοιο θα αλλοίωνε το αποτέλεσμα. Προκειμένου το δείγμα να τηρεί τις βασικούς περιορισμούς της Διακριτικής Ανάλυσης, πραγματοποιήθηκε κανονικοποίηση των τιμών των αριθμοδεικτών με την μέθοδο 2 step transformation που προτάθηκε από τον G. Templeton (2011). Η μέθοδος αυτή υποδεικνύει αρχικά έλεγχο κανονικότητας μέσω των τεστ Kolmogorov-Smirnov και Shapiro-Wilk όπου η μηδενική υπόθεση είναι η ύπαρξη κανονικότητας. Για τιμές του Sig. άνω του 0,05 αποδεχόμαστε την μηδενική υπόθεση, διαφορετικά χρειάζεται κανονικοποίηση. Και οι δύο έλεγχοι αναλύουν τα δεδομένα με διαφορετικό τρόπο, αν όμως υπάρχει διαφορά ανάμεσα στα δύο κριτήρια ώστε να εξάγουμε συμπέρασμα για την κανονικότητα τότε λαμβάνουμε υπόψη το Shapiro-Wilk που έχει μεγαλύτερη ισχύ (Πίνακες 4-2 και 4-3).

Α/Α	ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΕΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ	ΥΓΙΕΙΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ	ΕΤΟΣ -4	ΚΛΙΜΑΚ Α
1	SPRIDER STORES Α.Ε.	ΠΛΑΙΣΙΟ COMPUTERS ΑΕΒΕ	2009	2
2	ΜΠΑΜΠΗΣ ΒΩΒΟΣ ΑΕ	ΤΙΤΑΝ ΑΝΩΝΥΜΗ ΕΤΑΙΡΙΑ ΤΣΙΜΕΝΤΩΝ	2008	3
3	SAΤO ΑΕ	ΑΡΤΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΚΑΡΑΜΟΛΕΓΚΟΣ ΑΕ	2008	2
4	ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ	FLEXORACK ΑΕΒΕΠ	2007	1
5	ALAPIS	ΜΟΤΟΡ ΟΪΛ ΔΙΥΛΙΣΤΗΡΙΑ ΚΟΡΙΝΘΟΥ	2008	3
6	MICROLAND ΑΕΒΕ	BYTE COMPUTER Α.Β.Ε.Ε.	2005	1
7	ΑΤΛΑΝΤΙΚ ΣΟΥΠΕΡ ΜΑΡΚΕΤ ΑΕΕ	ΑΥΤΟΗΕΛΛΑΣ ΑΝΩΝΥΜΟΣ ΤΟΥΡΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΕΜΠΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΙΑ	2006	2
8	ΒΕΤΑΝΕΤ ΑΒΕΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	ΔΑΙΟΣ ΠΛΑΣΤΙΚΑ Α.Β.Ε.Ε.	2004	1
9	ΕΛΕΥΘΕΡΗ ΤΗΛΕΟΡΑΣΗ ΑΕ (ALTER)	ΙΝΤΡΑΛΟΤ ΑΕ	2006	2
10	ΔΙΑΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ ΑΒΕΕ	ΓΡ.ΣΑΡΑΝΤΗΣ ΑΒΕΕ	2010	2
11	Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ	ΠΗΓΑΣΟΣ ΕΚΔΟΤΙΚΗ ΑΕ	2007	2
12	ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ	ΔΟΜΙΚΗ ΚΡΗΤΗΣ Α.Ε.	2004	1
13	ΔΙΕΚΑΤ ΑΤΕ	ΙΝΤΡΑΚΟΜ ΚΑΤΑΣΚΕΥΕΣ ΑΕ ΤΕΧΝ.ΕΡΓΩΝ ΚΑΙ ΜΕΤΑ.ΚΑΤ.	2004	1
14	ΕΔΡΑΣΗ-Χ. ΨΑΛΛΙΔΑΣ ΑΤΕ	ΤΕΧΝΙΚΗ ΟΛΥΜΠΙΑΚΗ ΑΕ	2008	2
15	ΑΤΤΙΚΑΤ	ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΑΕ	2006	2
16	ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΠΛΑΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΕΛΑΣΤΙΚΟΥ ΑΡΙΣΤΟΒΟΥΛΟΣ Γ. ΠΕΤΖΕΤΑΚΙΣ	FRIGOGLOSS ΑΕΒΕ	2007	2
17	ALPHA GRISSIN	SPACE HELLAS ΑΕ	2013	1
18	ALTEC TELECOMS	A.S. ΕΜΠΟΡΙΚΗ-ΒΙΟΜ. ΕΤΑΙΡΙΑ Η/Υ & ΠΑΙΧΝΙΔΙΩΝ Α.Ε.	2004	1
19	ΒΙΟΤΕΡ ΑΕ	ΣΙΔΗΡΕΜΠΟΡΙΚΗ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ ΣΙΔΜΑ ΑΕ	2010	2
20	ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΛΥΜΠΕΡΗ ΑΕ	ΒΙΣ Α.Ε.	2008	1
21	LAN-NET ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ ΑΕ	ΝΤΡΟΥΚΦΑΡΜΠΕΝ ΕΛΛΑΣ ΑΕΒΕ	2004	1
22	ΜΑΡΑΚ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΒΕΕ	Γ.Ε. ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ Α.Ε.Ε.	2008	1
23	ΣΕΛΜΑΝ ΑΕ	ΑΛΟΥΜΥΛ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΥ Α.Ε.	2009	2
24	ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΙΚΡΟΫΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΑΕ (PC SYSTEMS)	PROFILE ΑΕΒΕ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ	2007	1
25	ΧΑΤΖΗΓΙΑΝΝΟΥ	ΒΙΟΚΑΡΠΕΤ Α.Ε.	2009	1
26	ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΒΕΕ	ΝΗΡΕΥΣ ΑΕ	2007	2
27	ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	ΑΓΡΟΤΙΚΟΣ ΟΙΚΟΣ ΣΠΥΡΟΥ ΑΕΒΕ	2004	1
28	ΕΙΚΟΝΑ & ΗΧΟΣ ΑΕΕ	ΙΝΤΕΡΤΕΚ ΑΕ ΔΙΕΘΝΕΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ	2007	1
29	ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΘΗΝΩΝ	ΝΕΧΑΝΣ ΕΛΛΑΣ Α.Β.Ε.	2012	1

Πίνακας 4-1 Δείγμα Εξεταζόμενων Εταιριών

	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk			Normal
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.	
R1	0,091	29	0,2	0,971	29	0,579	√
R2	0,170	29	0,031	0,930	29	0,054	√
R3	0,153	29	0,082	0,927	29	0,047	
R4	0,132	29	0,2	0,974	29	0,669	√
R5	0,083	29	0,2	0,976	29	0,728	√
R6	0,154	29	0,076	0,962	29	0,369	√
R7	0,213	29	0,002	0,779	29	0,000	
R8	0,186	29	0,012	0,880	29	0,003	
R9	0,130	29	0,2	0,909	29	0,016	
R10	0,110	29	0,2	0,969	29	0,534	√
R12	0,215	29	0,001	0,836	29	0,000	
R13	0,184	29	0,013	0,917	29	0,025	
R14	0,138	29	0,170	0,940	29	0,097	√
R15	0,122	29	0,2	0,972	29	0,606	√
R16	0,075	29	0,2	0,989	29	0,985	√
R17	0,108	29	0,2	0,955	29	0,248	√
R18	0,224	29	0,001	0,849	29	0,001	
R19	0,125	29	0,2	0,869	29	0,002	
R20	0,123	29	0,2	0,956	29	0,268	√
R21	0,133	29	0,2	0,963	29	0,384	√
R22	0,114	29	0,2	0,921	29	0,032	
R23	0,153	29	0,082	0,927	29	0,047	
R24	0,234	29	0,000	0,743	29	0,000	
R25	0,179	29	0,018	0,887	29	0,005	
R26	0,157	29	0,064	0,955	29	0,250	√
R27	0,109	29	0,2	0,957	29	0,279	√
R29	0,164	29	0,044	0,922	29	0,035	

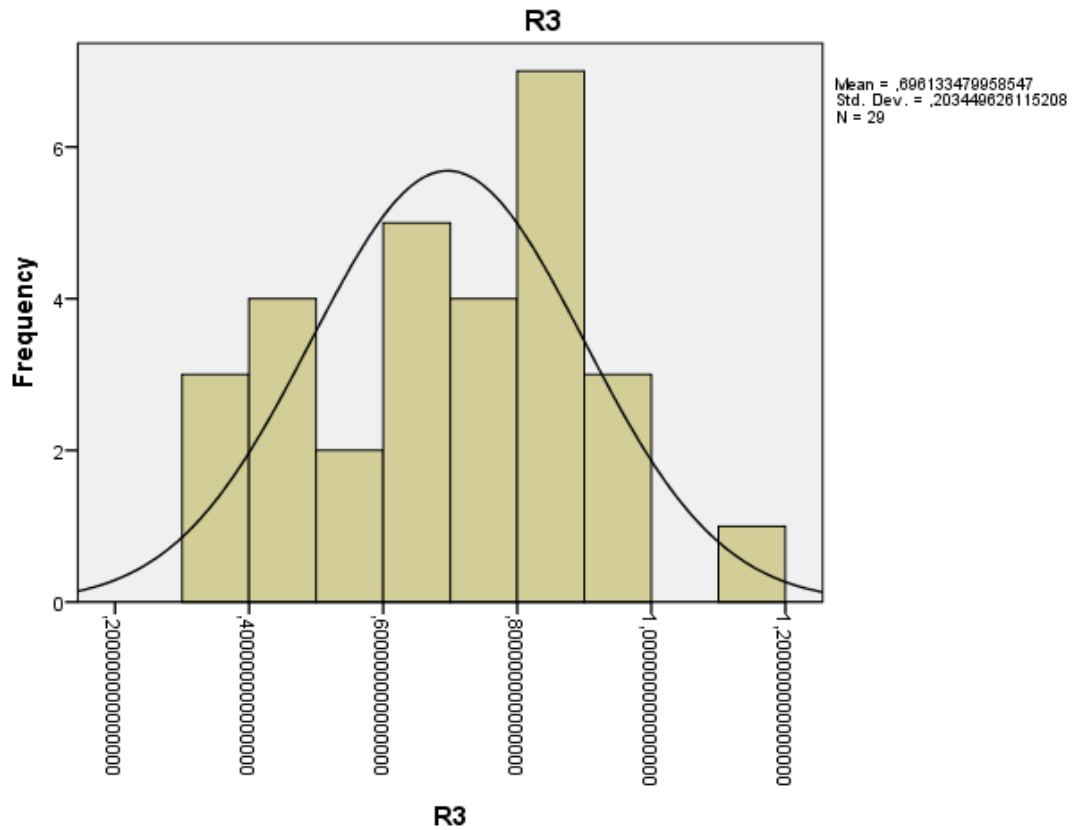
Πίνακας 4-2 Έλεγχος κανονικότητας αριθμοδεικτών Υγιών Εταιριών στο έτος -4

	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk			Normal
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.	
R1	0,231	29	0,000	0,843	29	0,001	
R2	0,170	29	0,032	0,889	29	0,005	
R3	0,111	29	.200	0,964	29	0,408	√
R4	0,132	29	.200	0,952	29	0,212	√
R5	0,249	29	0,000	0,833	29	0,000	
R6	0,167	29	0,037	0,936	29	0,078	√
R7	0,133	29	.200	0,945	29	0,132	X
R8	0,122	29	.200	0,933	29	0,067	√
R9	0,201	29	0,004	0,892	29	0,006	
R10	0,094	29	.200	0,978	29	0,798	√
R12	0,166	29	0,040	0,870	29	0,002	
R13	0,238	29	0,000	0,843	29	0,001	
R14	0,204	29	0,003	0,924	29	0,039	
R15	0,120	29	.200	0,955	29	0,241	√
R16	0,122	29	.200	0,948	29	0,167	√
R17	0,169	29	0,034	0,818	29	0,000	
R18	0,247	29	0,000	0,723	29	0,000	
R19	0,187	29	0,011	0,791	29	0,000	
R20	0,245	29	0,000	0,839	29	0,000	
R21	0,244	29	0,000	0,876	29	0,003	
R22	0,147	29	0,108	0,924	29	0,038	
R23	0,102	29	.200	0,967	29	0,491	√
R24	0,318	29	0,000	0,506	29	0,000	
R25	0,215	29	0,001	0,688	29	0,000	
R26	0,298	29	0,000	0,577	29	0,000	
R27	0,280	29	0,000	0,557	29	0,000	
R29	0,293	29	0,000	0,699	29	0,000	

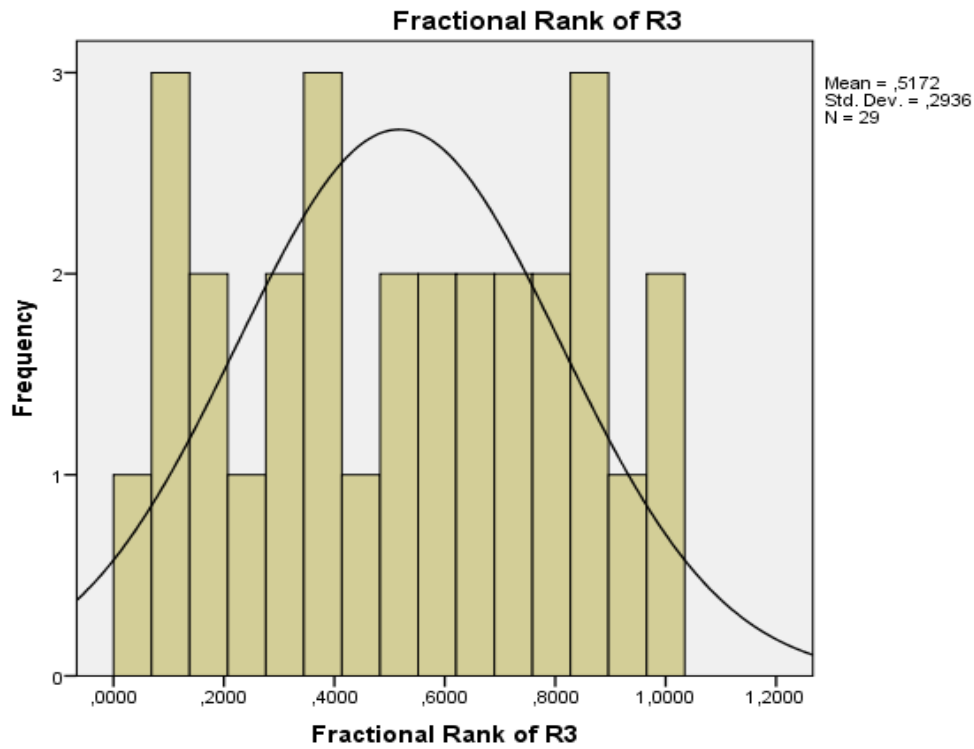
Πίνακας 4-3 Έλεγχος κανονικότητας αριθμοδεικτών Πτωχευμένων Εταιριών στο έτος -4

Όσες μεταβλητές παρουσιάζουν τιμές μικρότερες του 0,05 κανονικοποιούνται μέσω της κατάλληλης διαδικασίας του SPSS διατηρώντας τον μέσο όρο και την τυπική τους απόκλιση σχεδόν στις αρχικές τους τιμές. Για επαλήθευση των αποτελεσμάτων πραγματοποιείται γραφική παράσταση που επιβεβαιώνει την μετατροπή τους. Παρακάτω φαίνεται η μετατροπή των μεταβλητών R3, R7, R8, R9, R12, R13, R18, R19, R22, R23, R24, R25 και R29 από την ομάδα των υγιών εταιριών μέσω ιστογραμμάτων. Στο αρχικό στάδιο (Εικόνα 4-1) διακρίνεται η μη κανονικότητα της μεταβλητής R3, στο δεύτερο στάδιο (Εικόνα 4-2) πραγματοποιείται η μετατροπή της

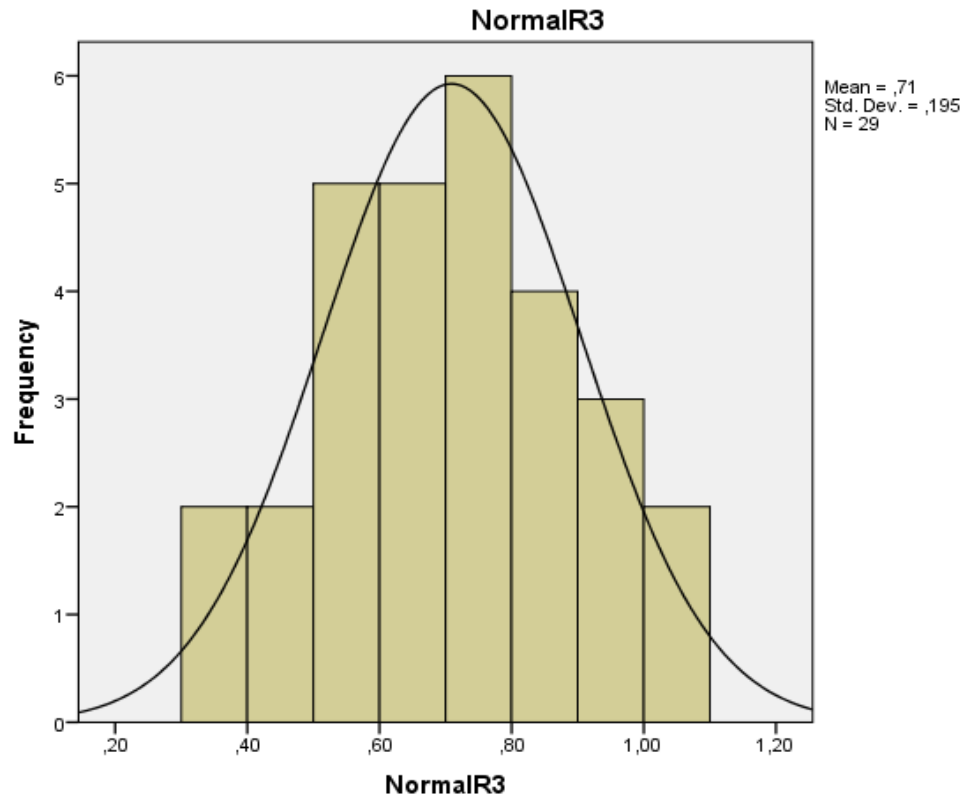
με διατήρηση του αρχικού μέσου όρου και της αρχικής τυπικής απόκλισης και στο τρίτο στάδιο (Εικόνα 4-3) διαμορφώνεται η τελική κανονικοποιημένη τιμή της μεταβλητής. Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται και για τις υπόλοιπες μεταβλητές.



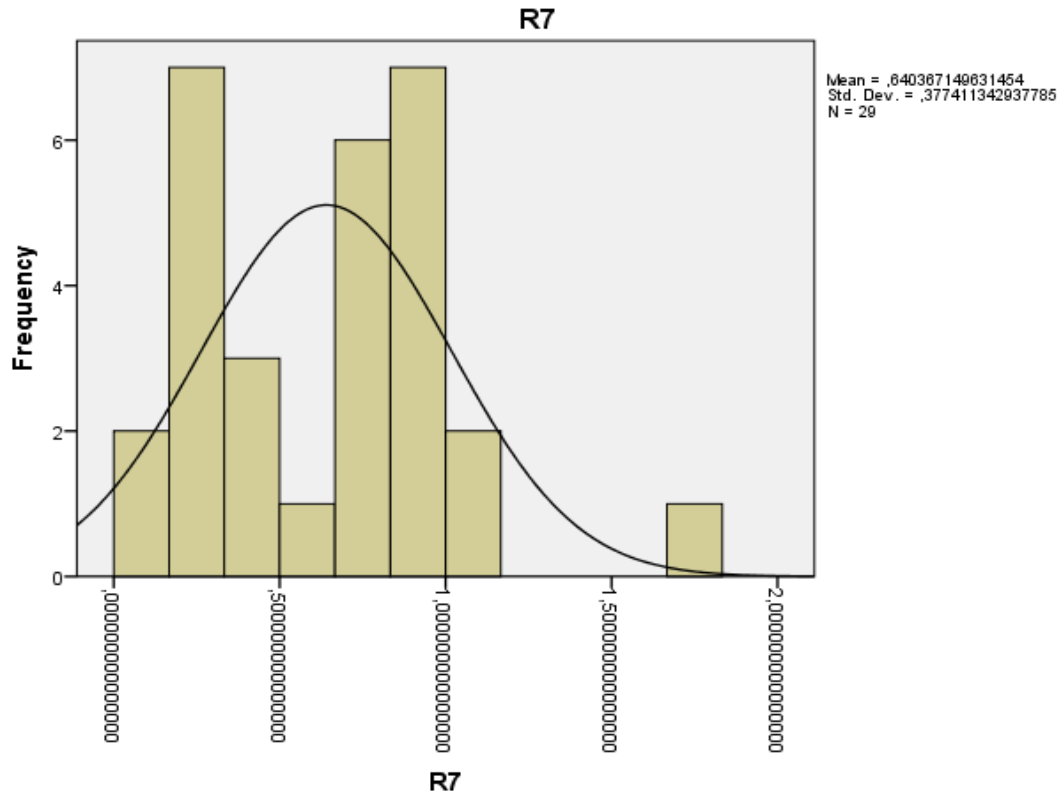
Εικόνα 4-1 Κατανομή μεταβλητής R3



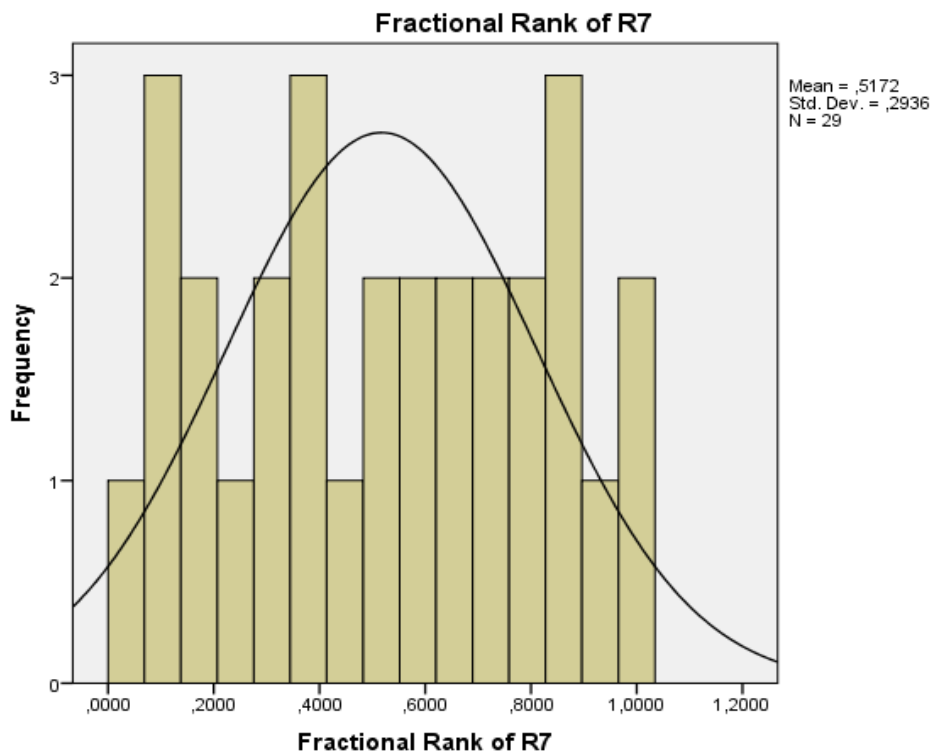
Εικόνα 4-2 Μετατροπή μεταβλητής R3



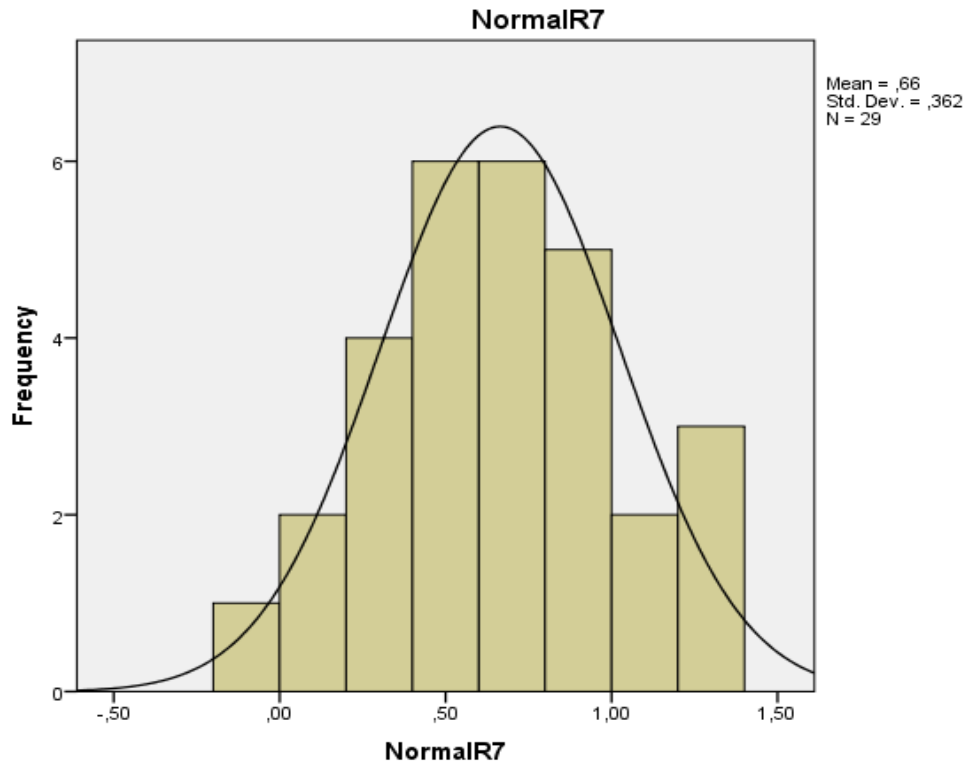
Εικόνα 4-3 Μετατροπή μεταβλητής R3



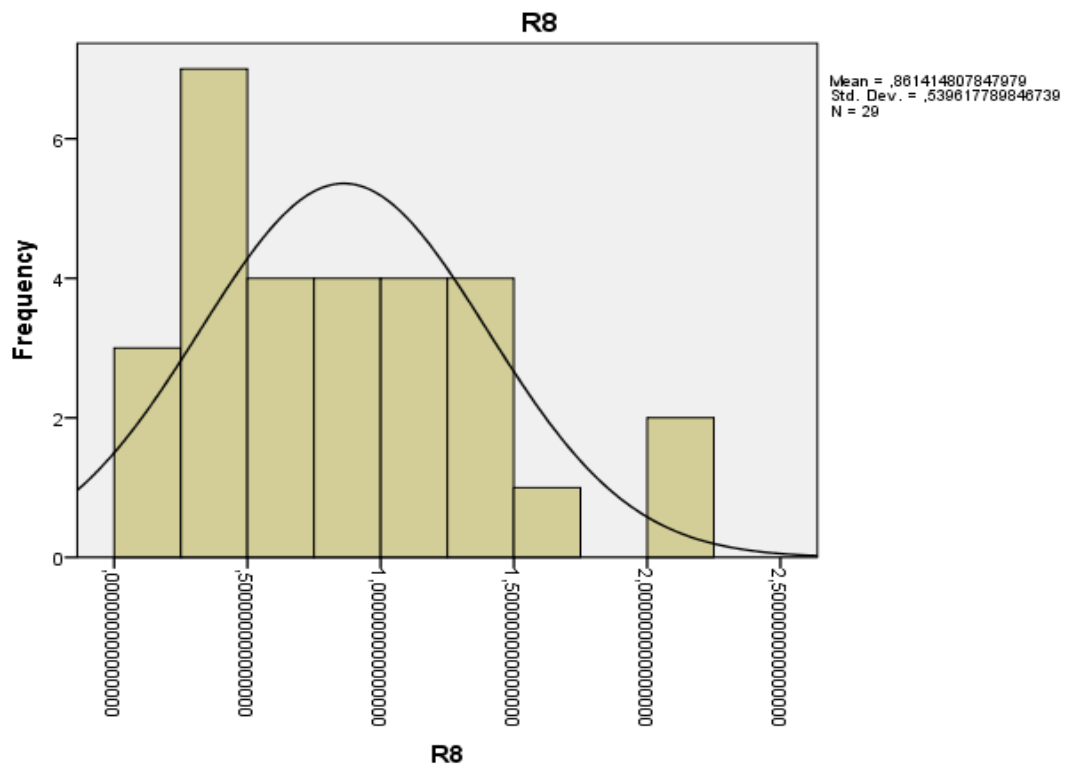
Εικόνα 4-4 Κατανομή μεταβλητής R7



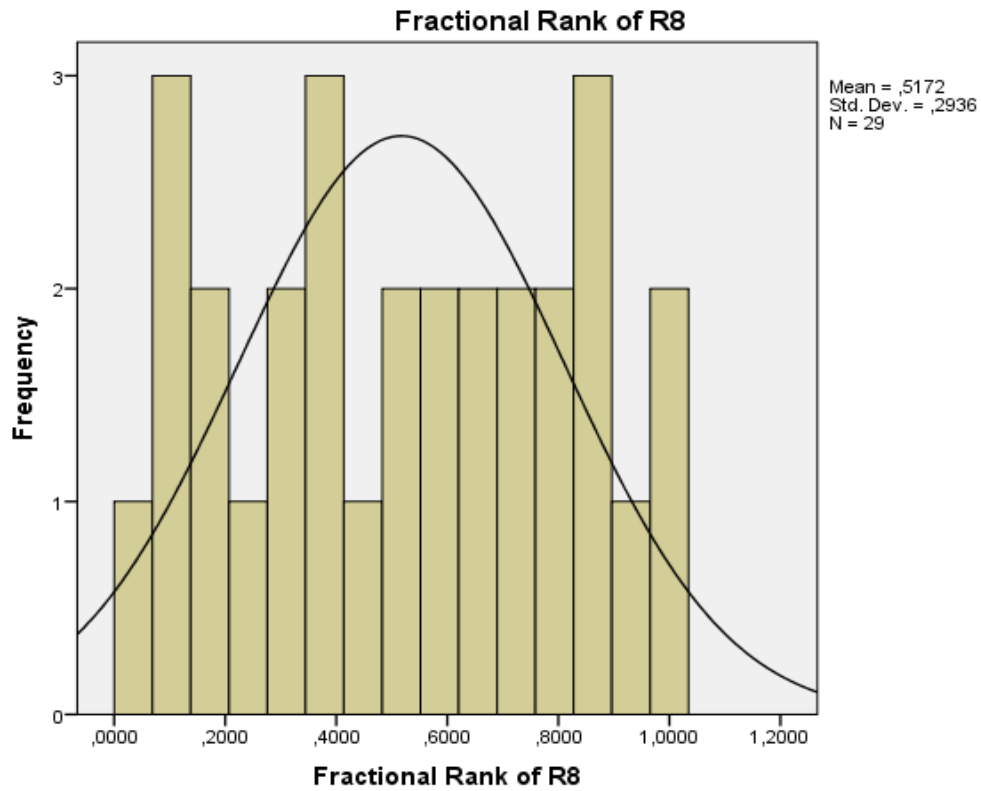
Εικόνα 4-5 Μετατροπή μεταβλητής R7



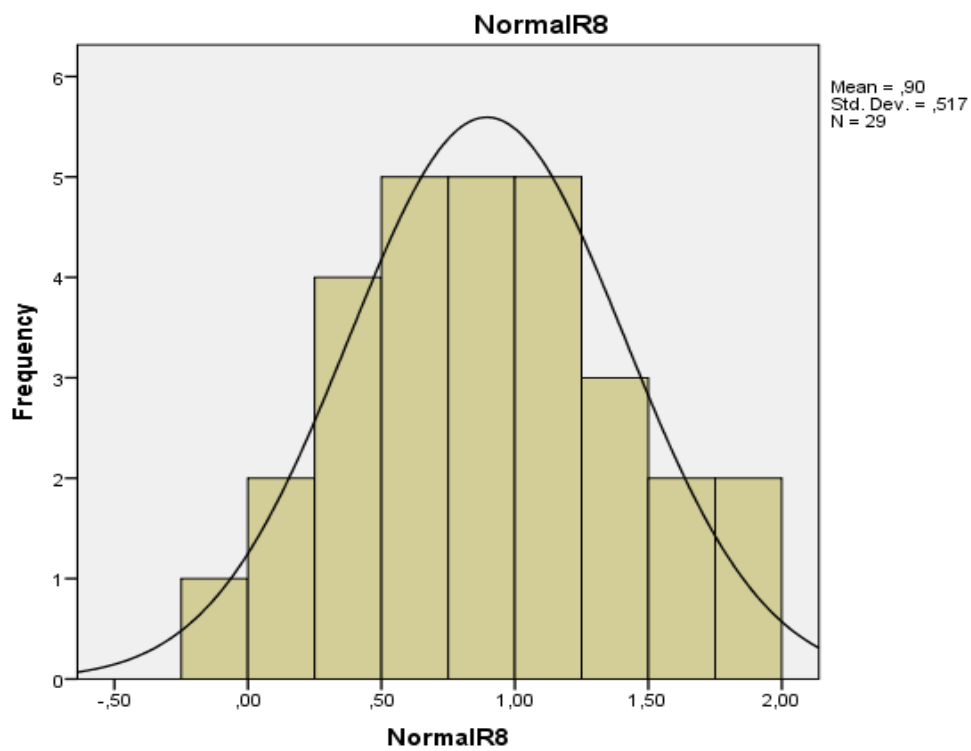
Εικόνα 4-6 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R7



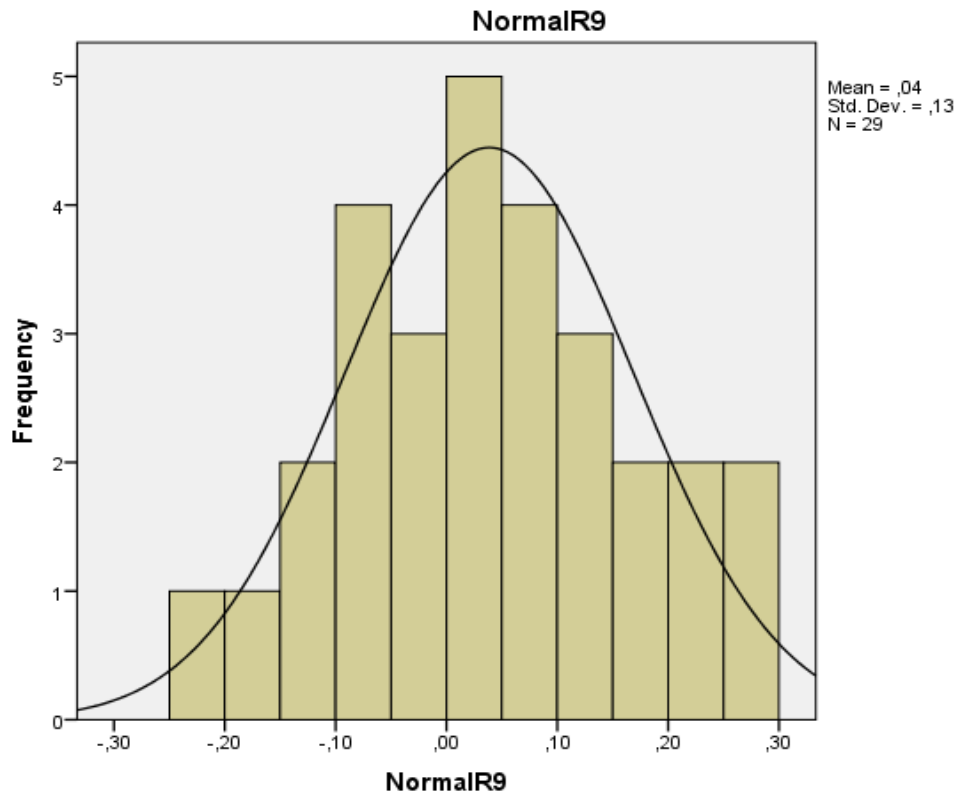
Εικόνα 4-7 Κατανομή μεταβλητής R8



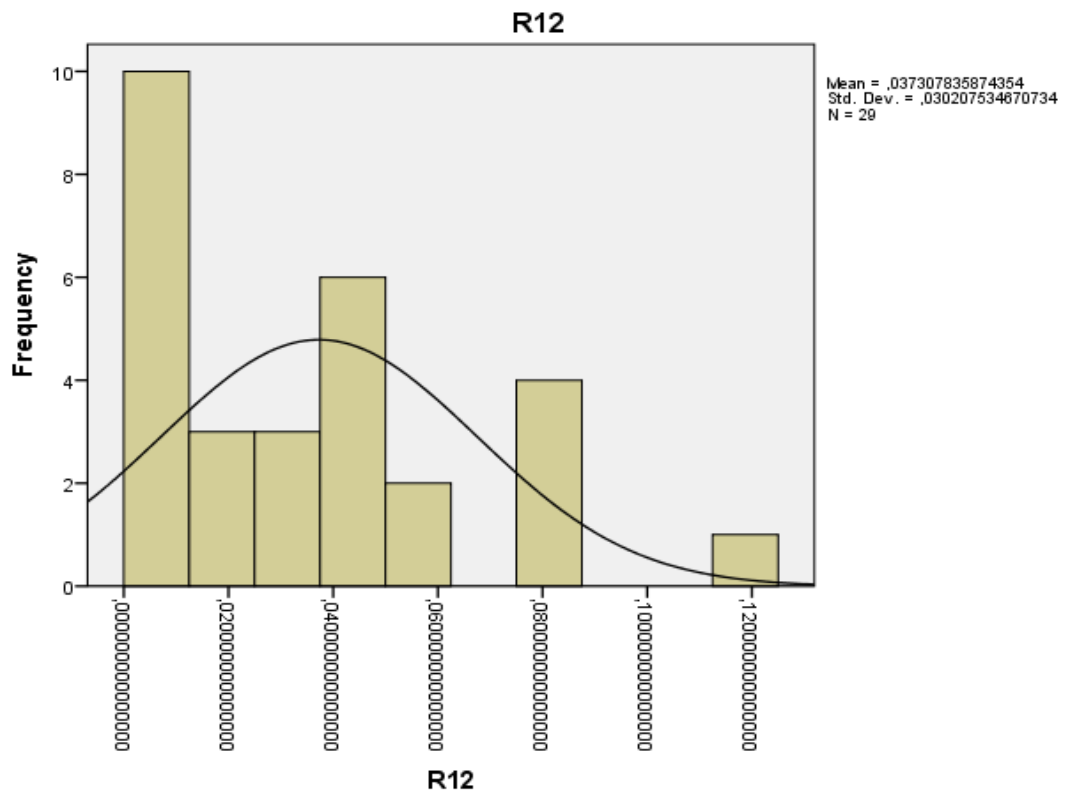
Εικόνα 4-8 Μετατροπή μεταβλητής R8



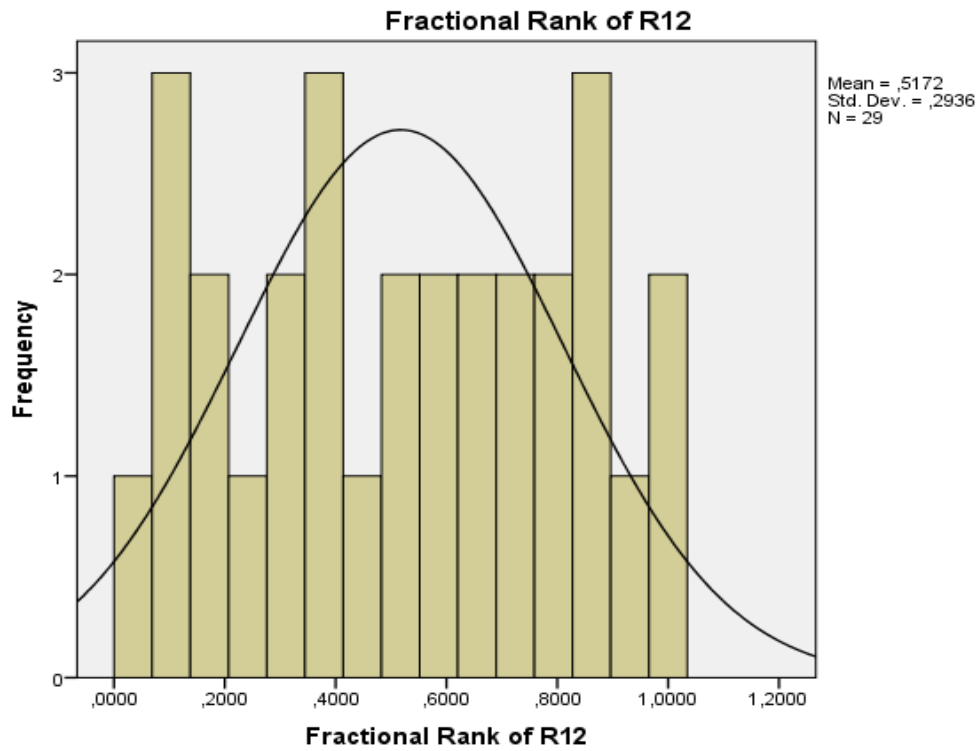
Εικόνα 4-9 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R8



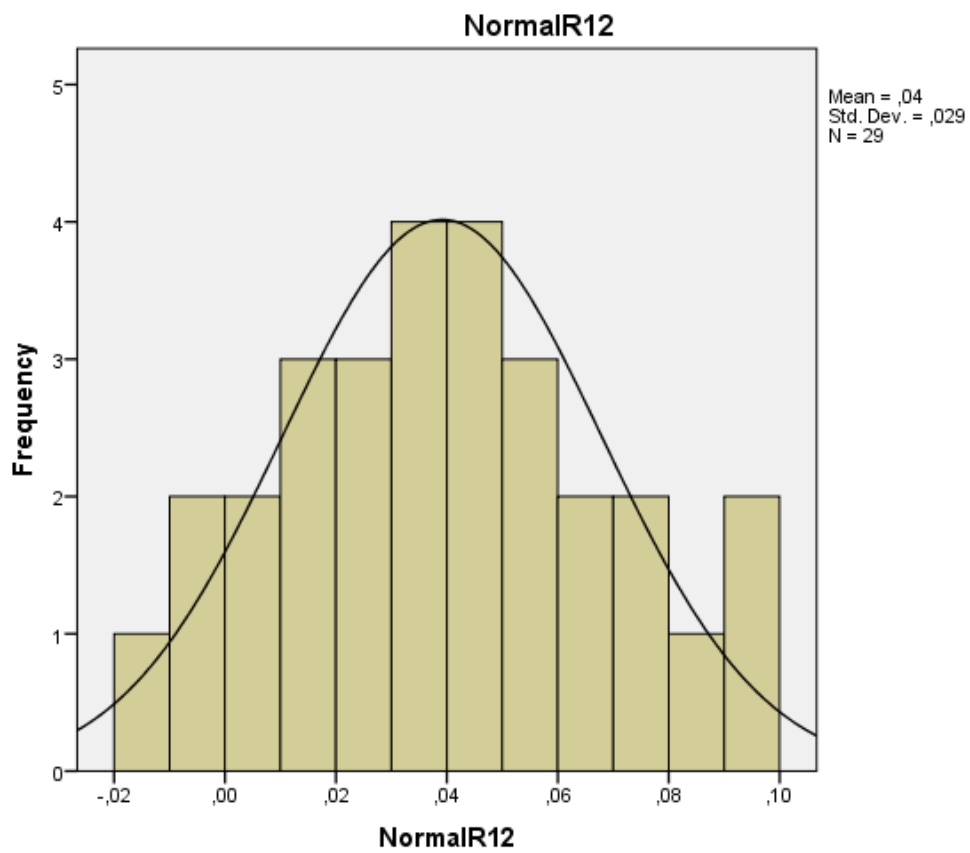
Εικόνα 4-12 Μετατροπή μεταβλητής R9



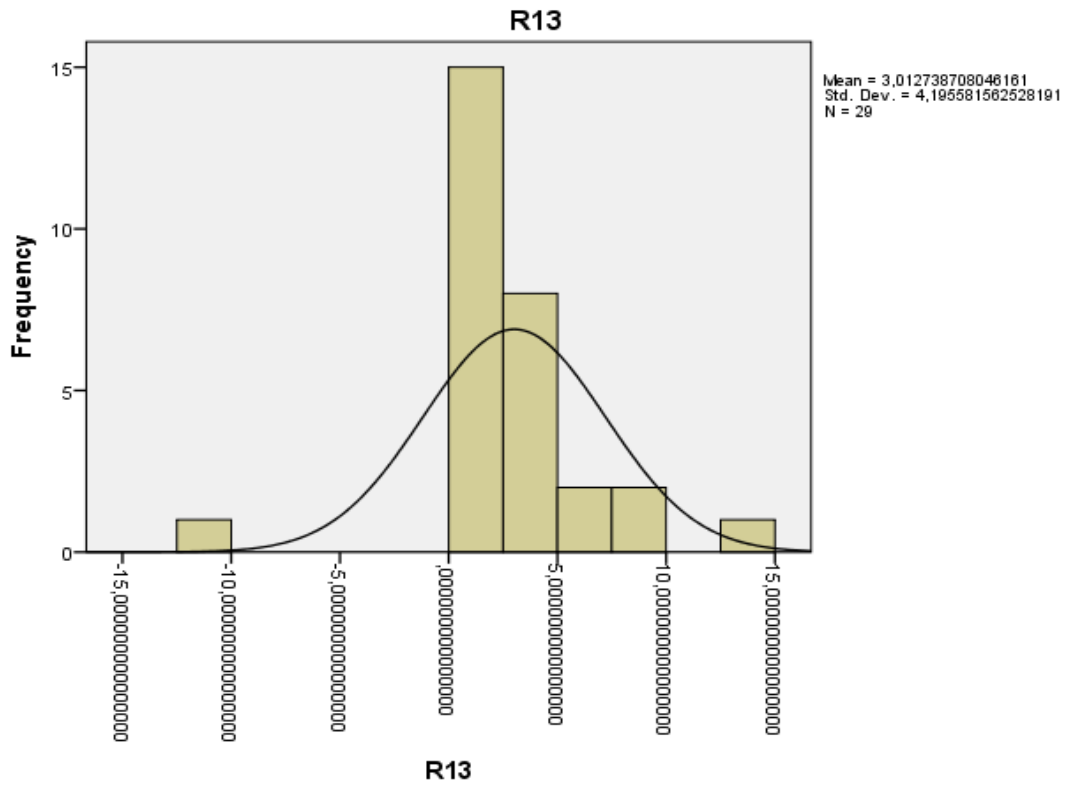
Εικόνα 4-13 Κατανομή μεταβλητής R12



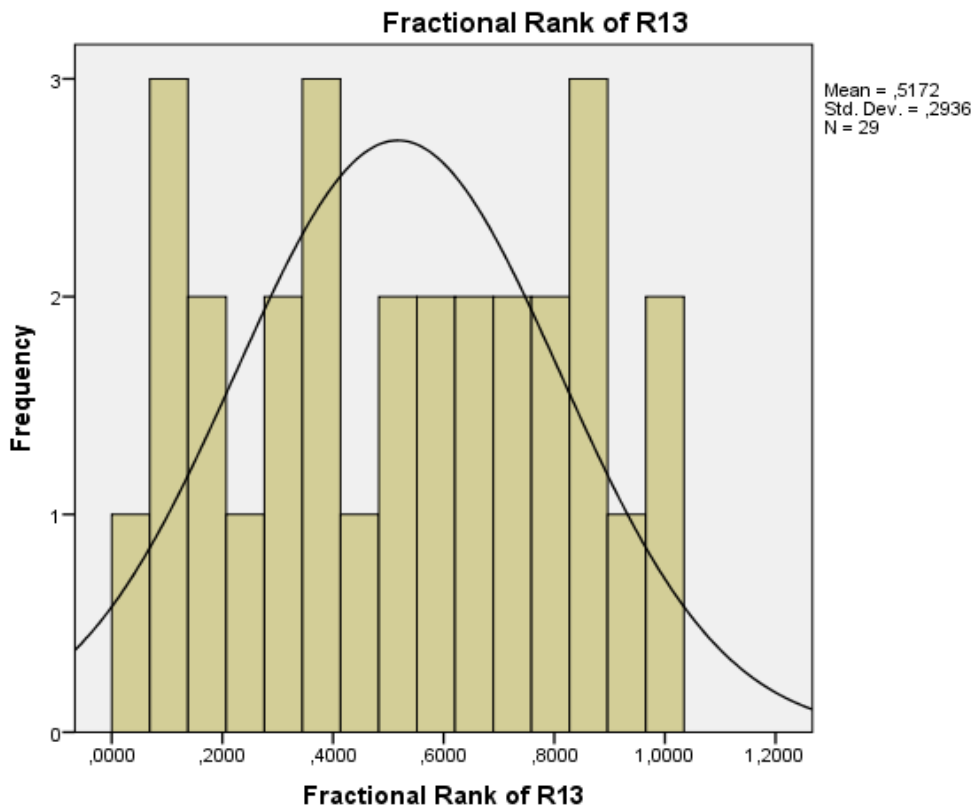
Εικόνα 4-14 Μετατροπή μεταβλητής R12



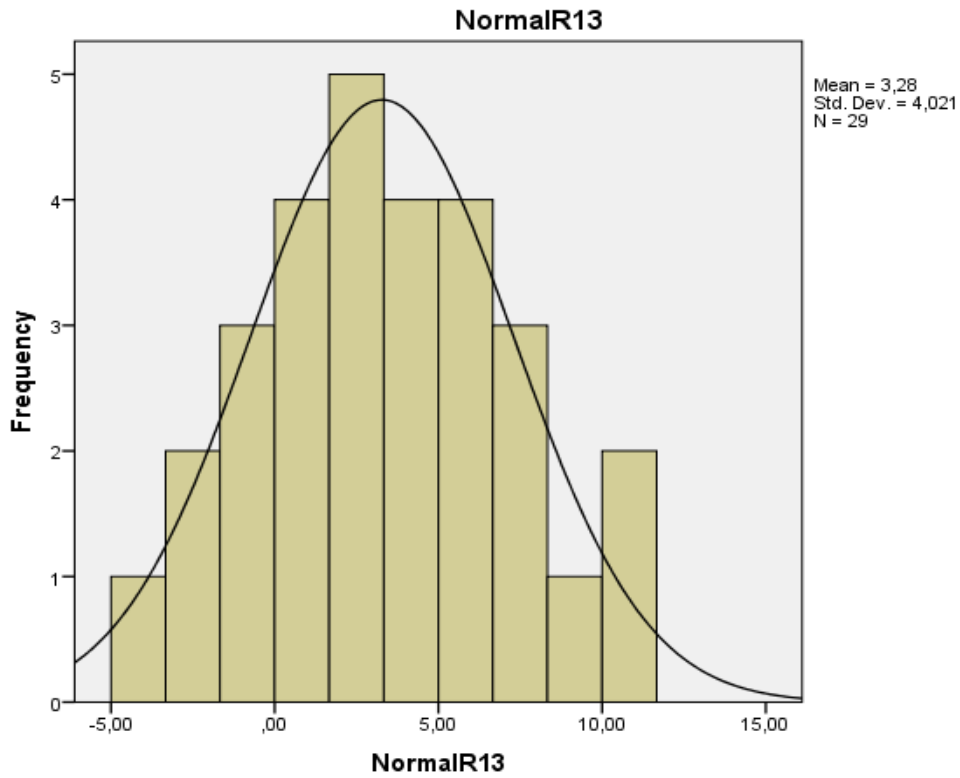
Εικόνα 4-15 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R12



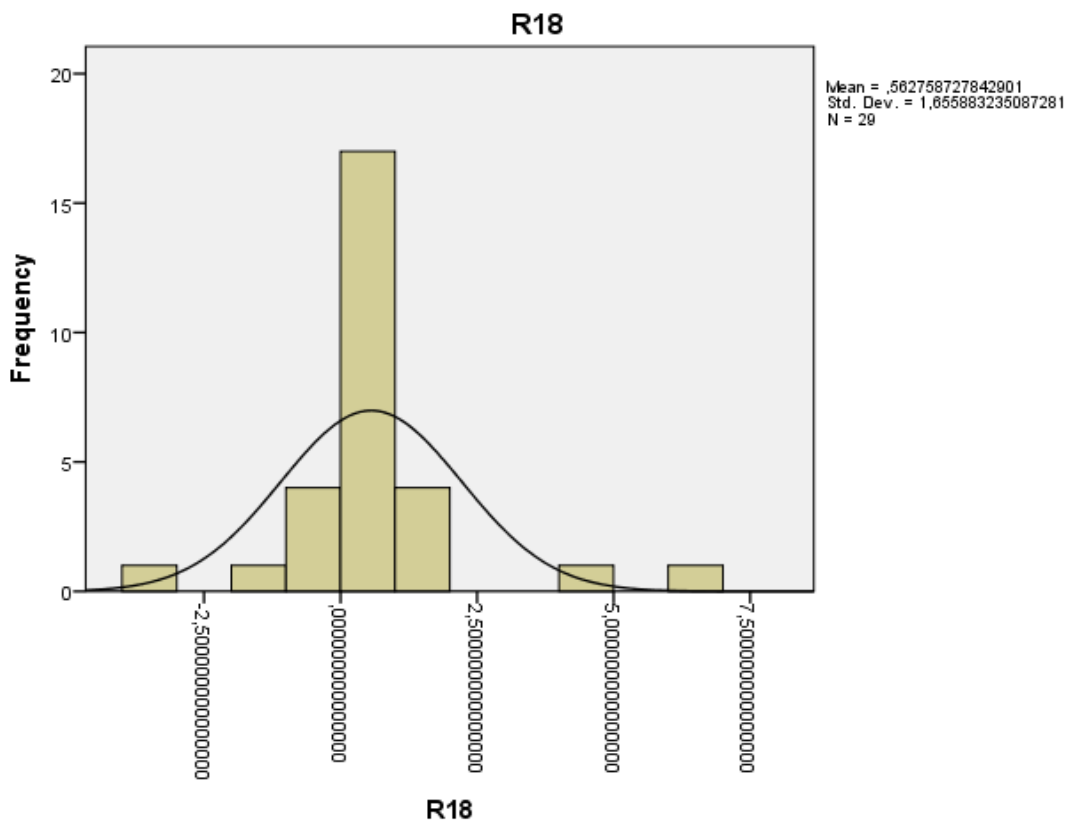
Εικόνα 4-16 Κατανομή μεταβλητής R13



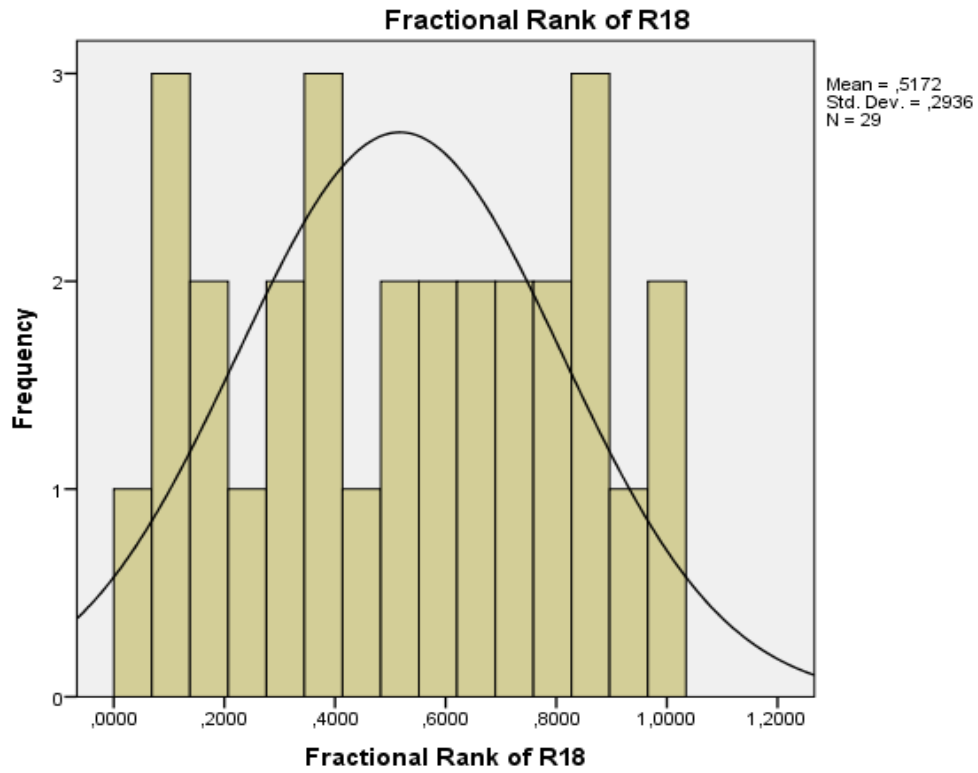
Εικόνα 4-17 Μετατροπή μεταβλητής R13



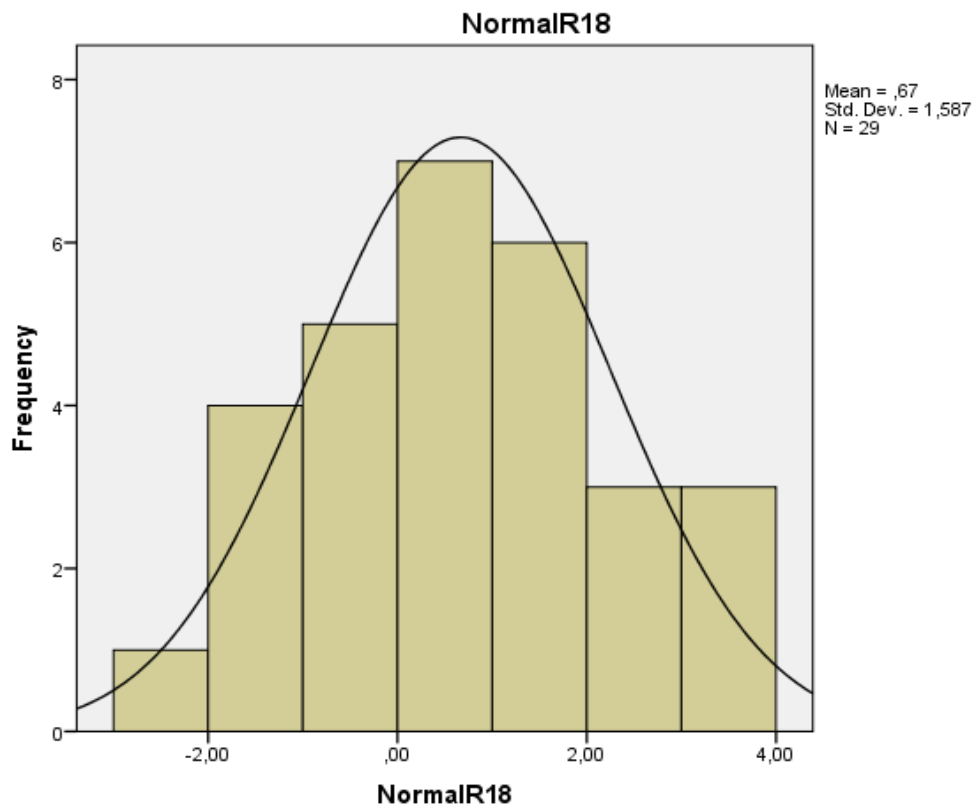
Εικόνα 4-18 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R13



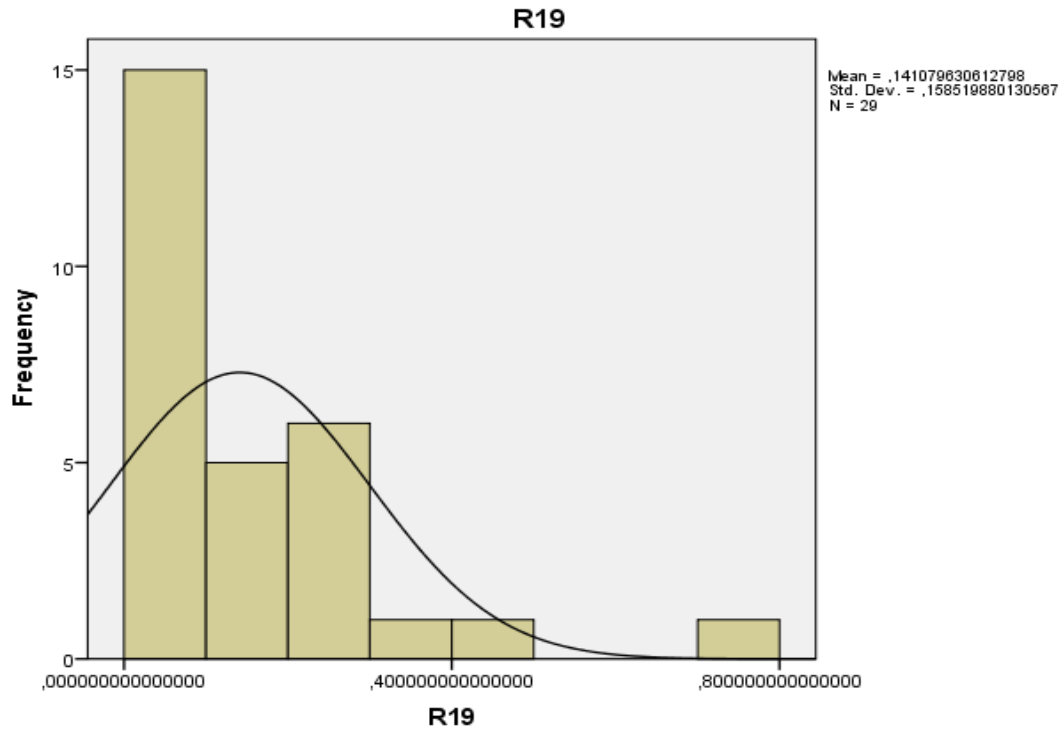
Εικόνα 4-19 Κατανομή μεταβλητής R18



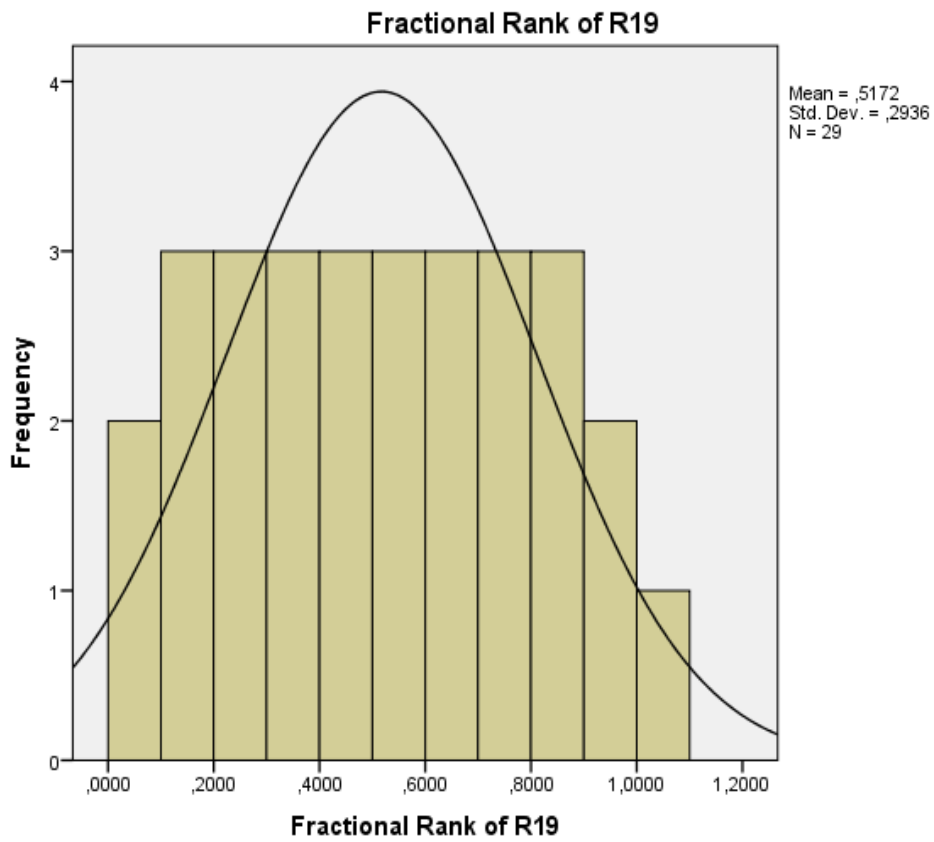
Εικόνα 4-20 Μετατροπή μεταβλητής R18



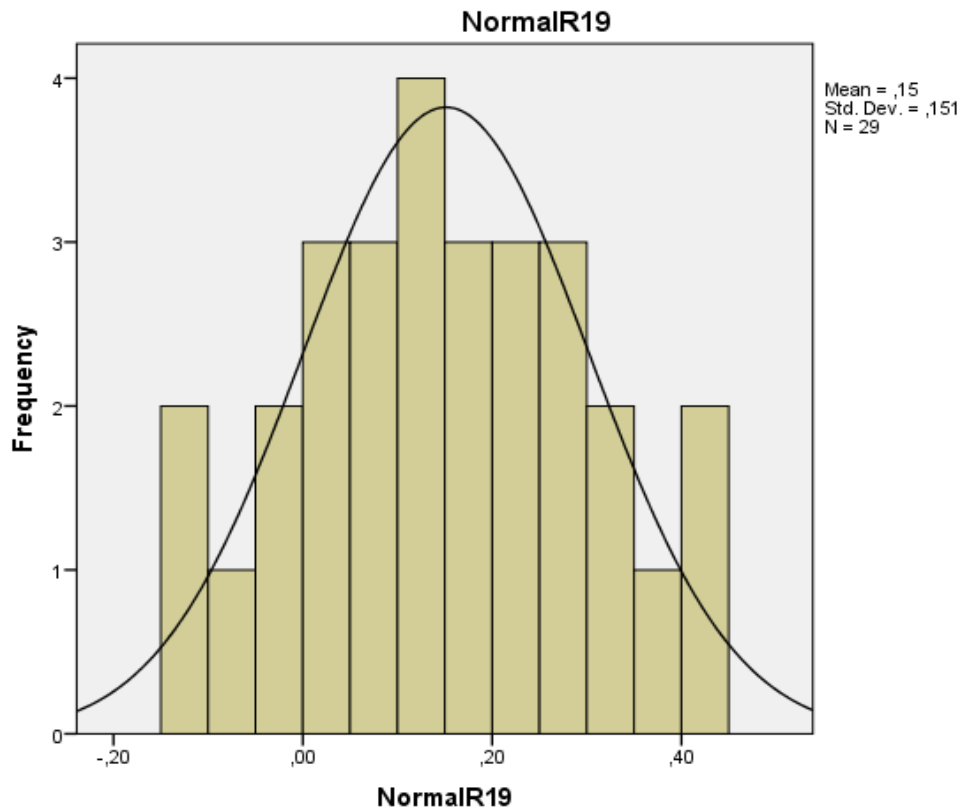
Εικόνα 4-21 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R18



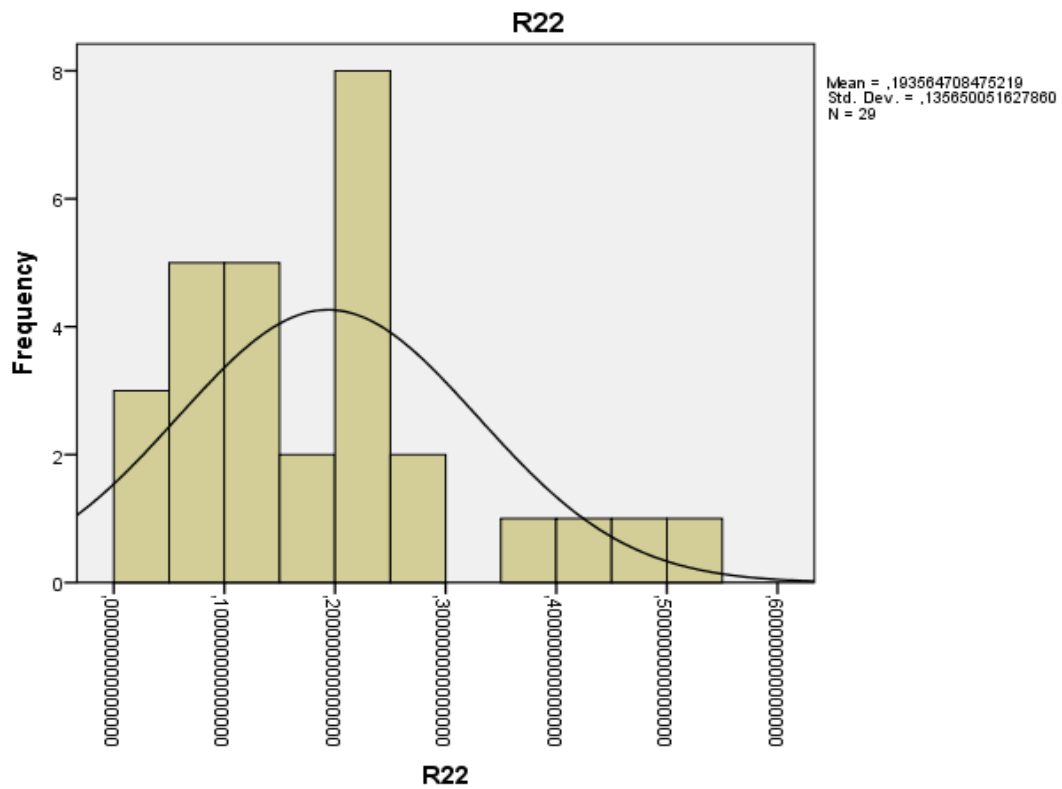
Εικόνα 4-22 Κατανομή μεταβλητής R19



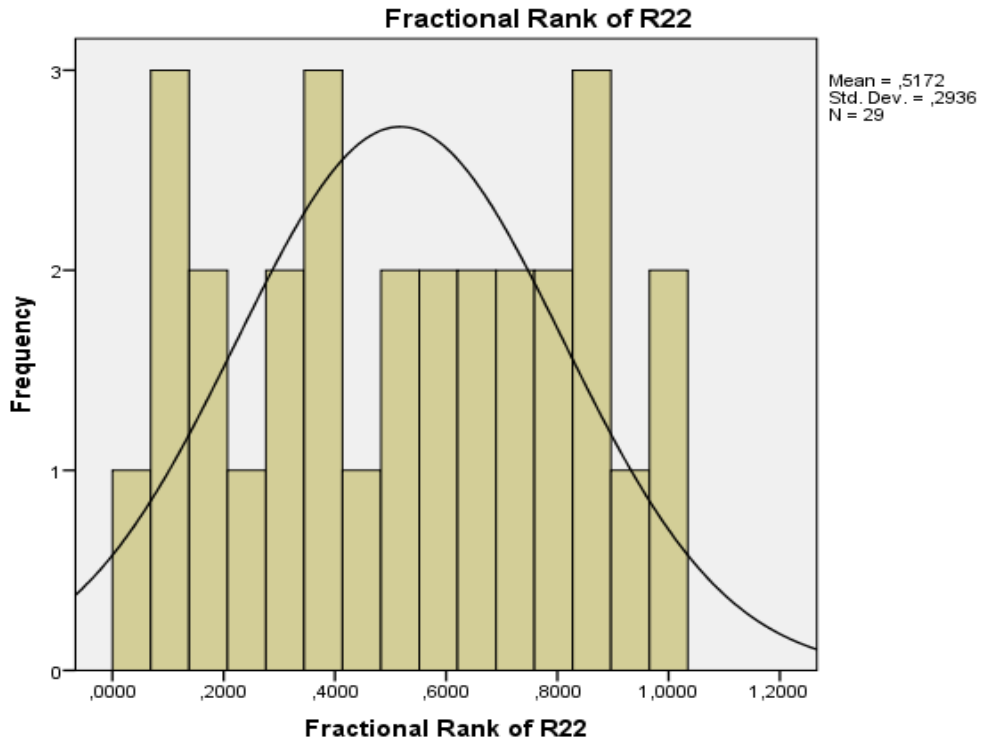
Εικόνα 4-23 Μετατροπή μεταβλητής R19



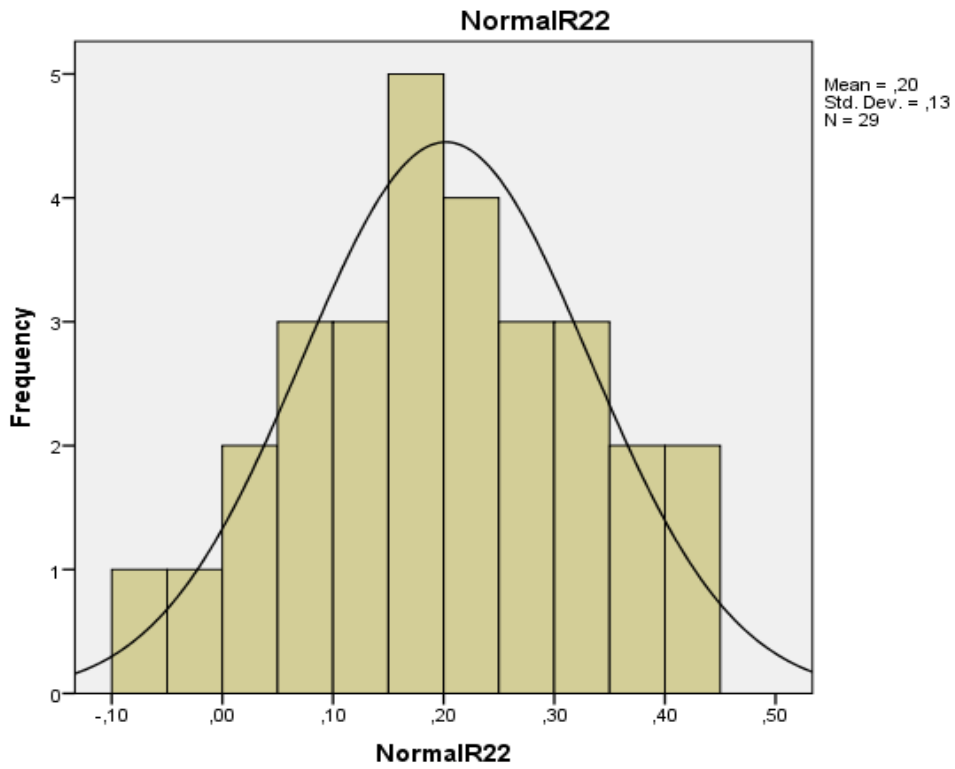
Εικόνα 4-24 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R19



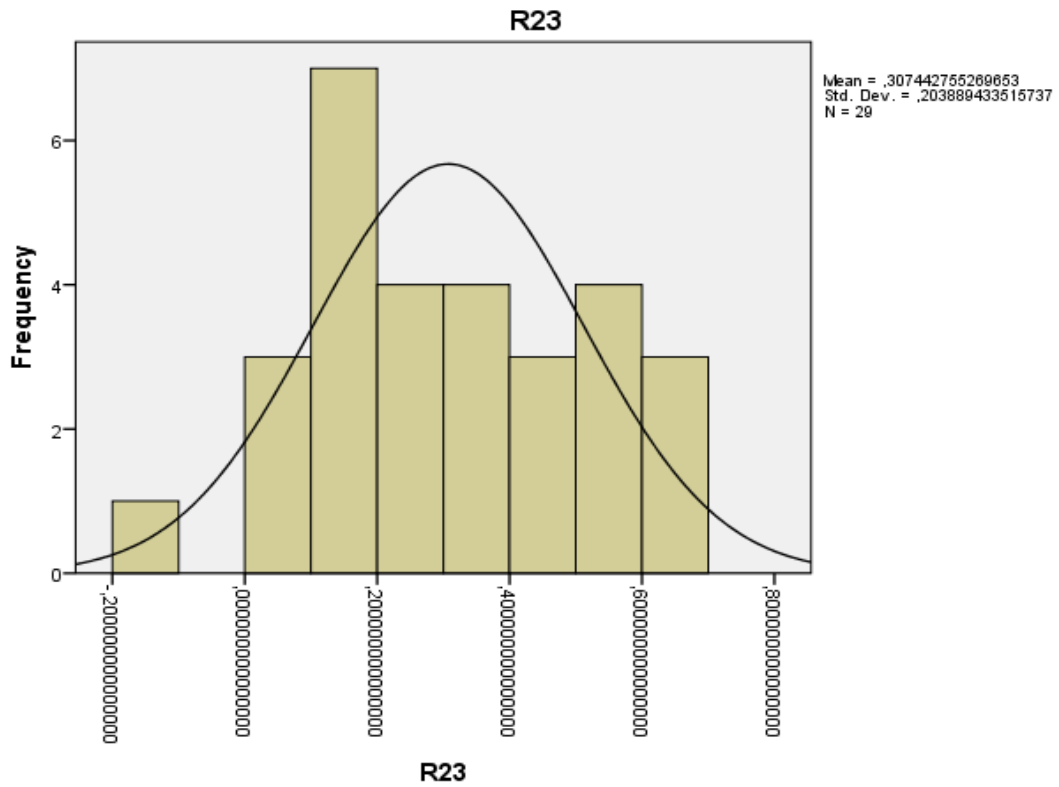
Εικόνα 4-25 Κατανομή μεταβλητής R22



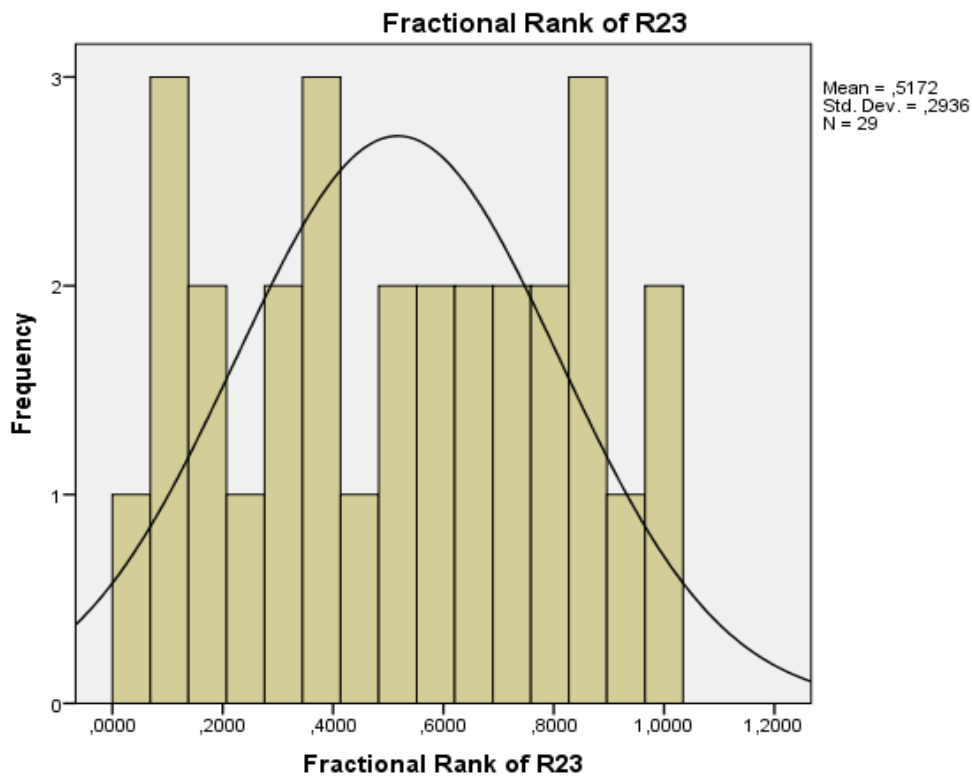
Εικόνα 4-26 Μετατροπή μεταβλητής R22



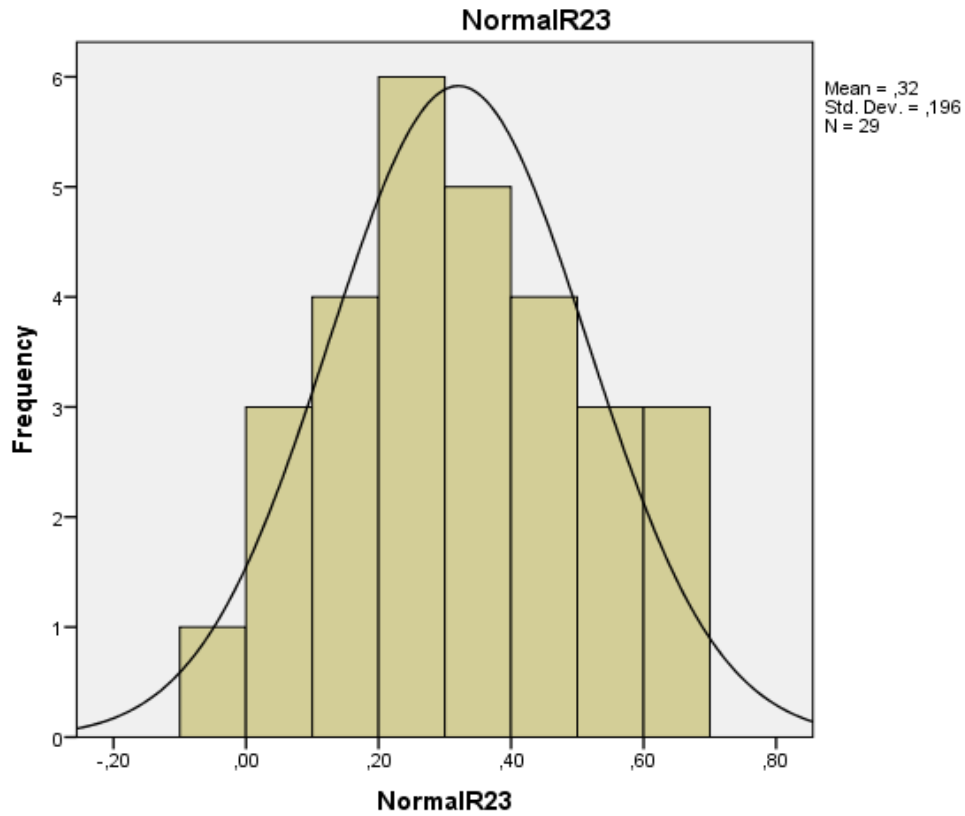
Εικόνα 4-27 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R22



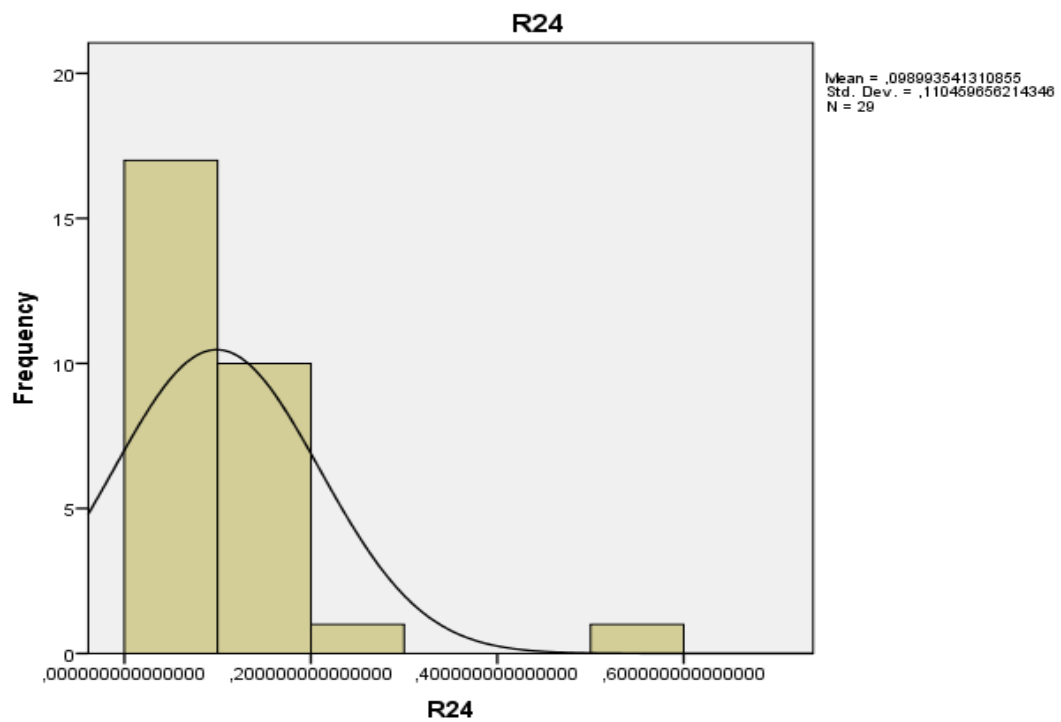
Εικόνα 4-28 Κατανομή μεταβλητής R23



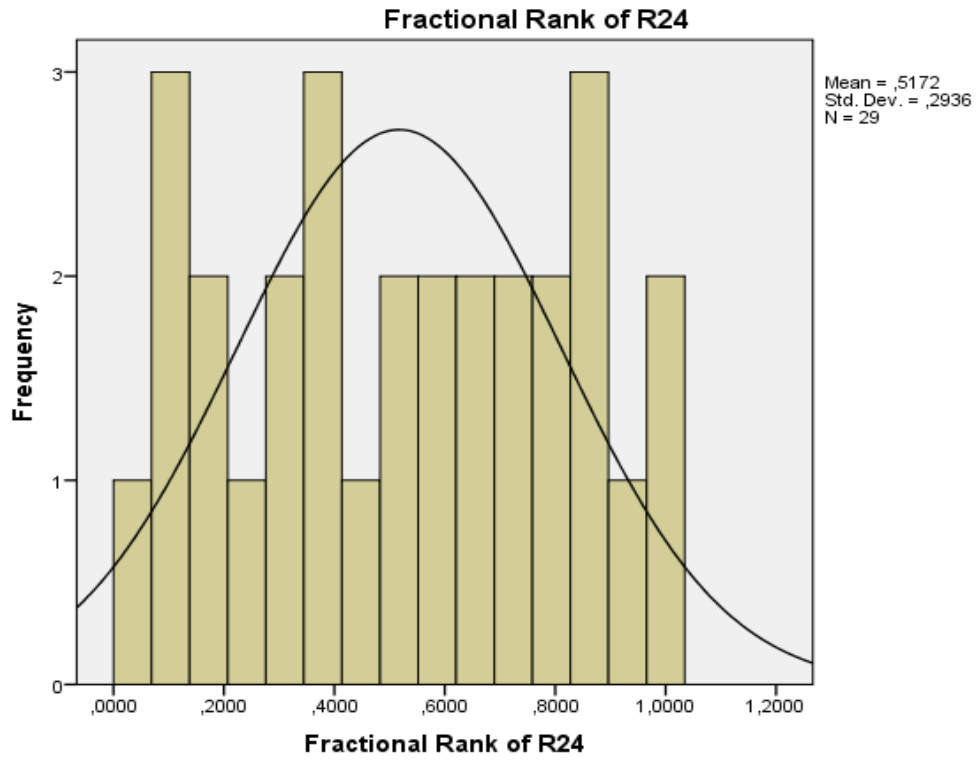
Εικόνα 4-29 Μετατροπή μεταβλητής R23



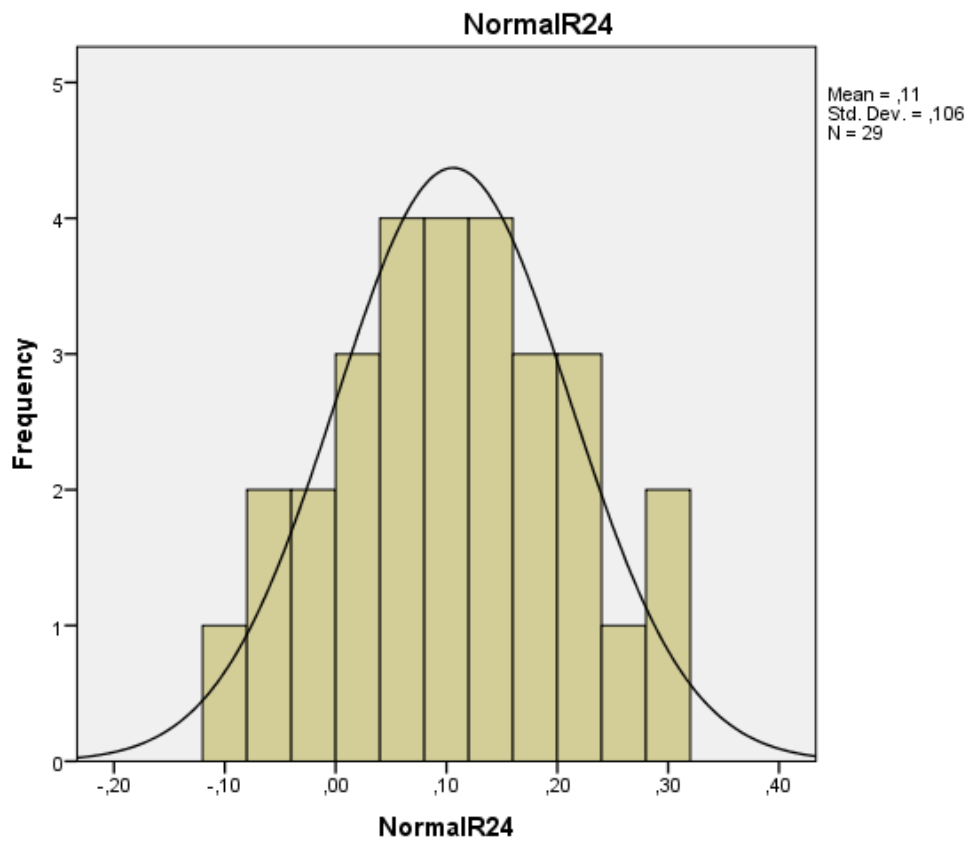
Εικόνα 4-30 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R23



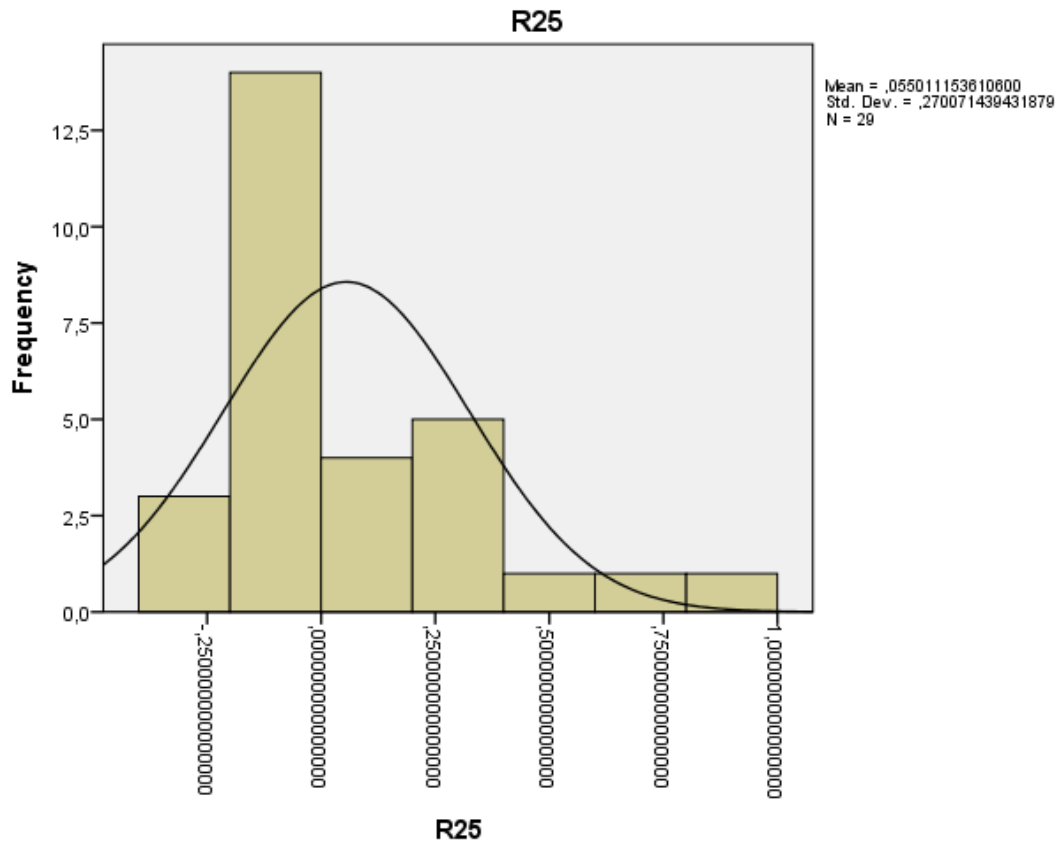
Εικόνα 4-31 Κατανομή μεταβλητής R24



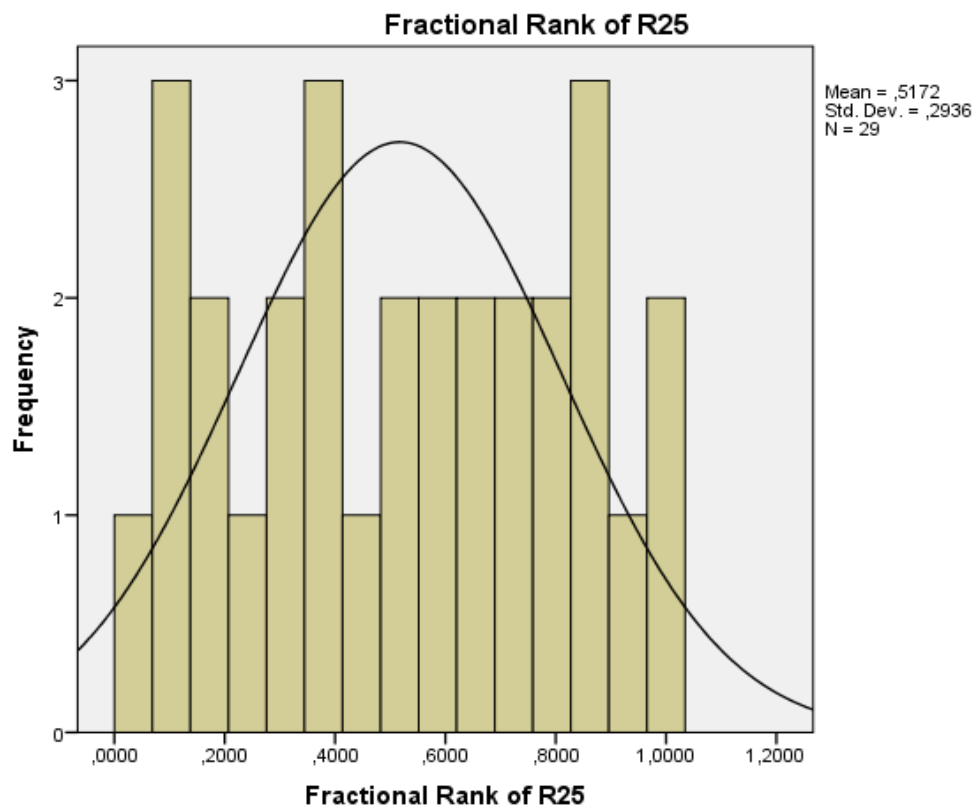
Εικόνα 4-32 Μετατροπή μεταβλητής R24



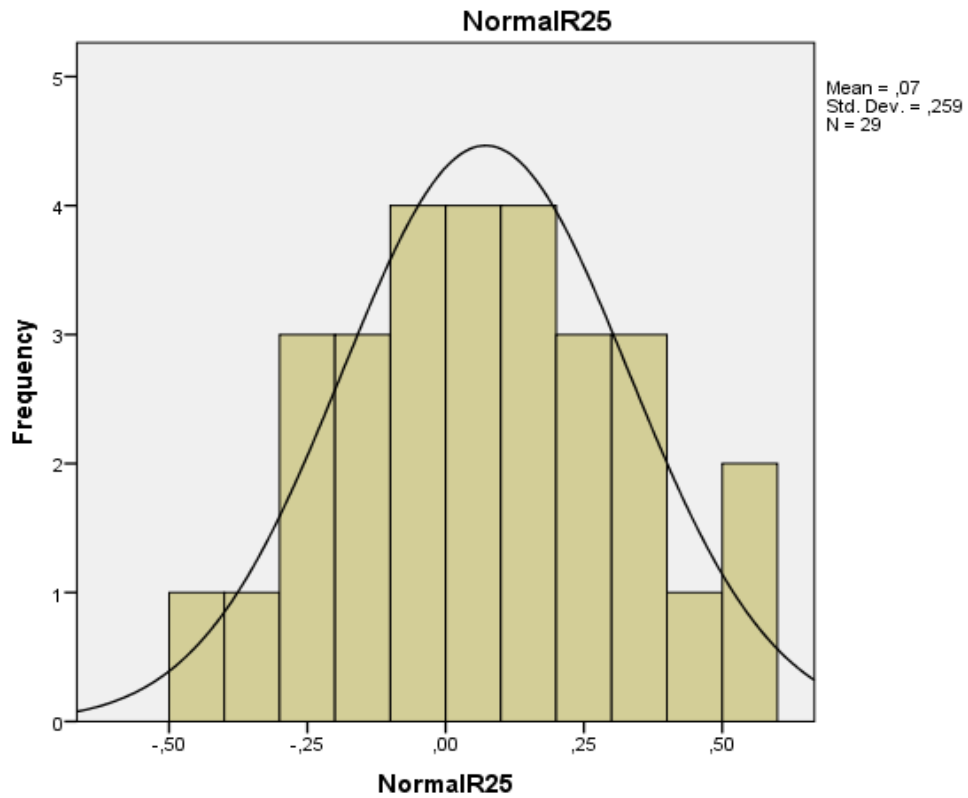
Εικόνα 4-33 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R24



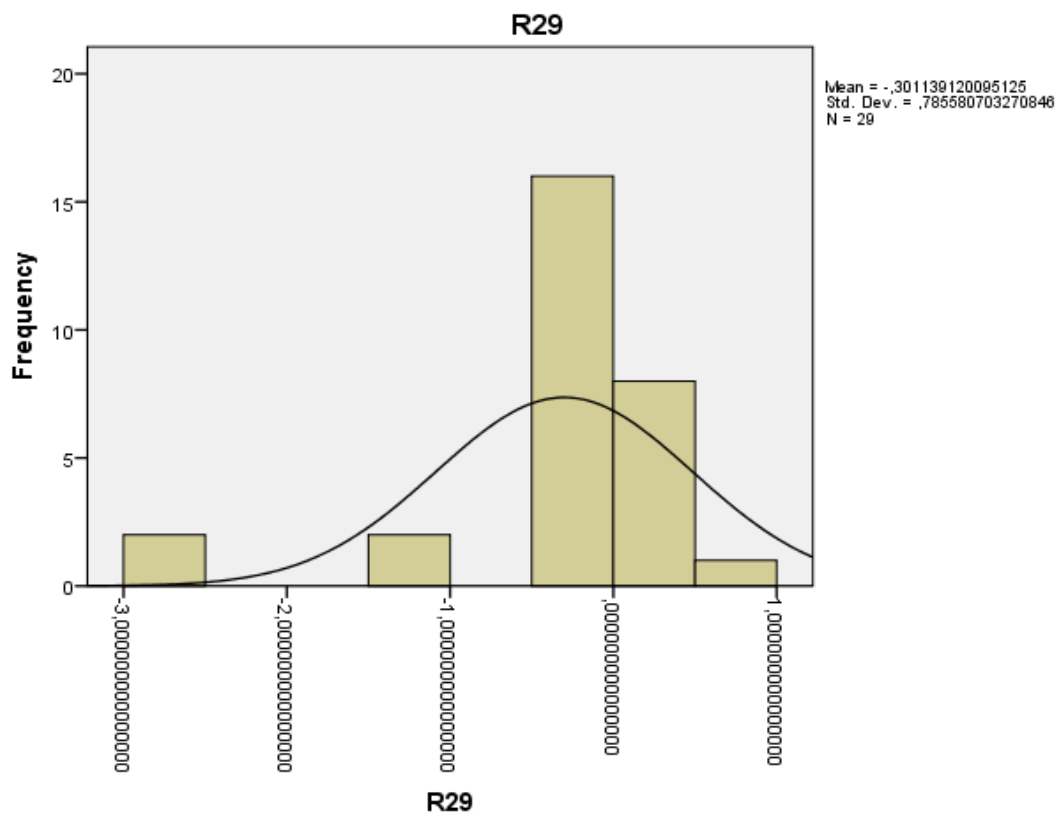
Εικόνα 4-34 Κατανομή μεταβλητής R25



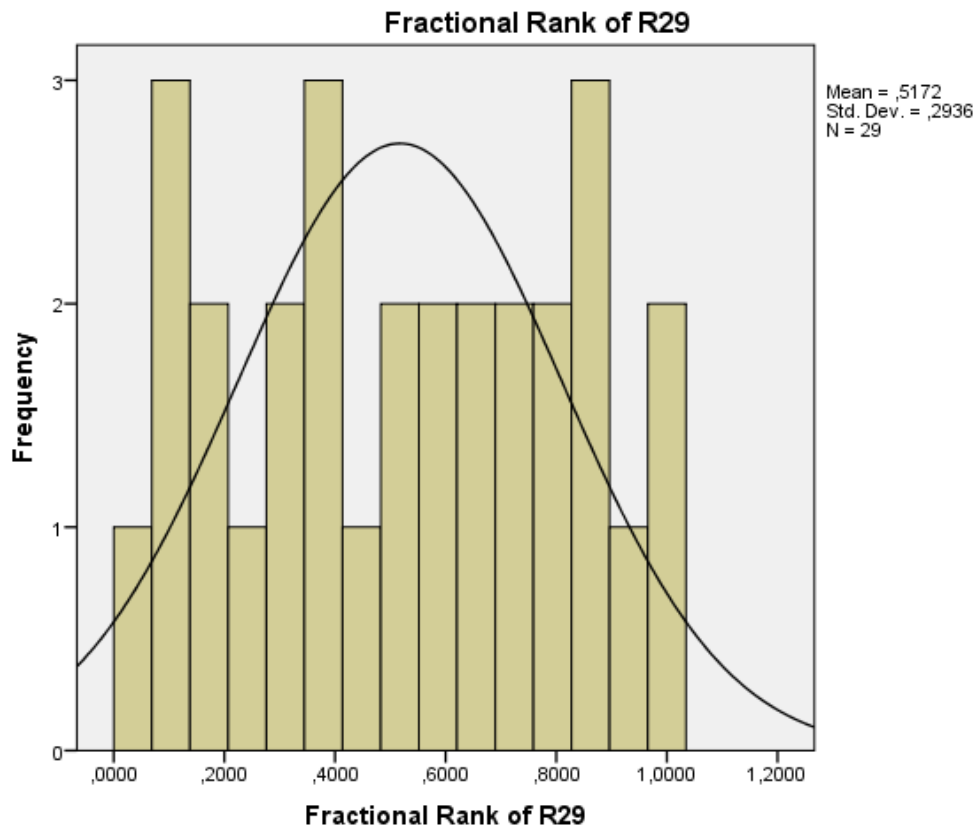
Εικόνα 4-35 Μετατροπή μεταβλητής R25



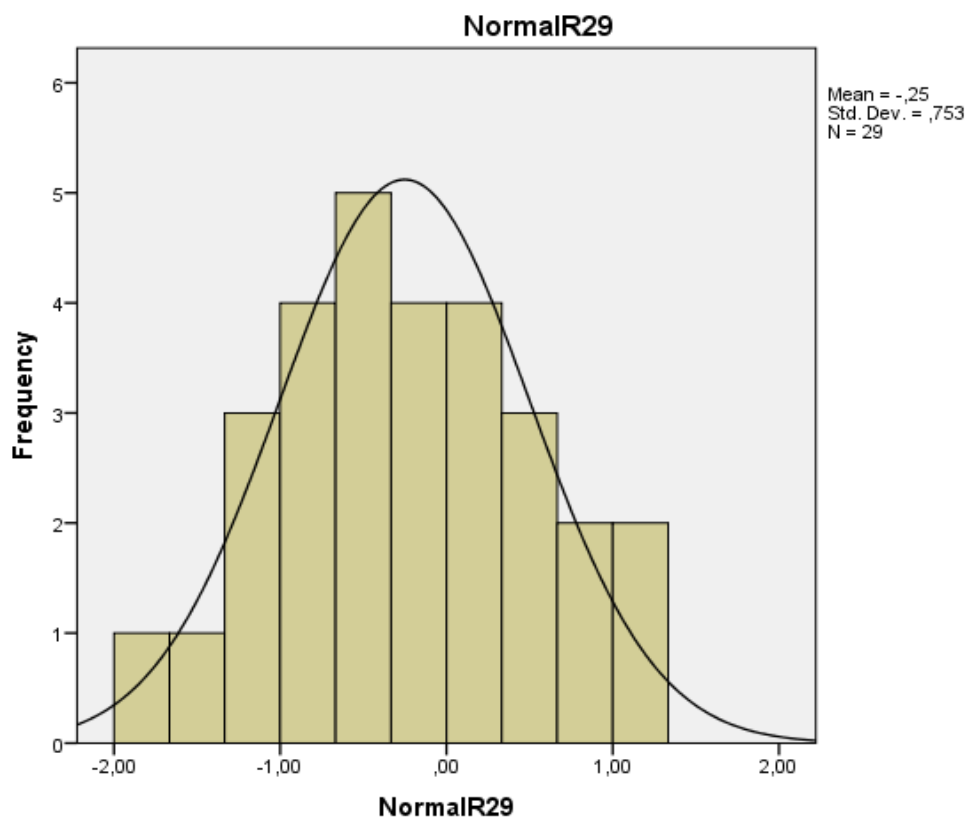
Εικόνα 4-36 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R25



Εικόνα 4-37 Κατανομή μεταβλητής R29

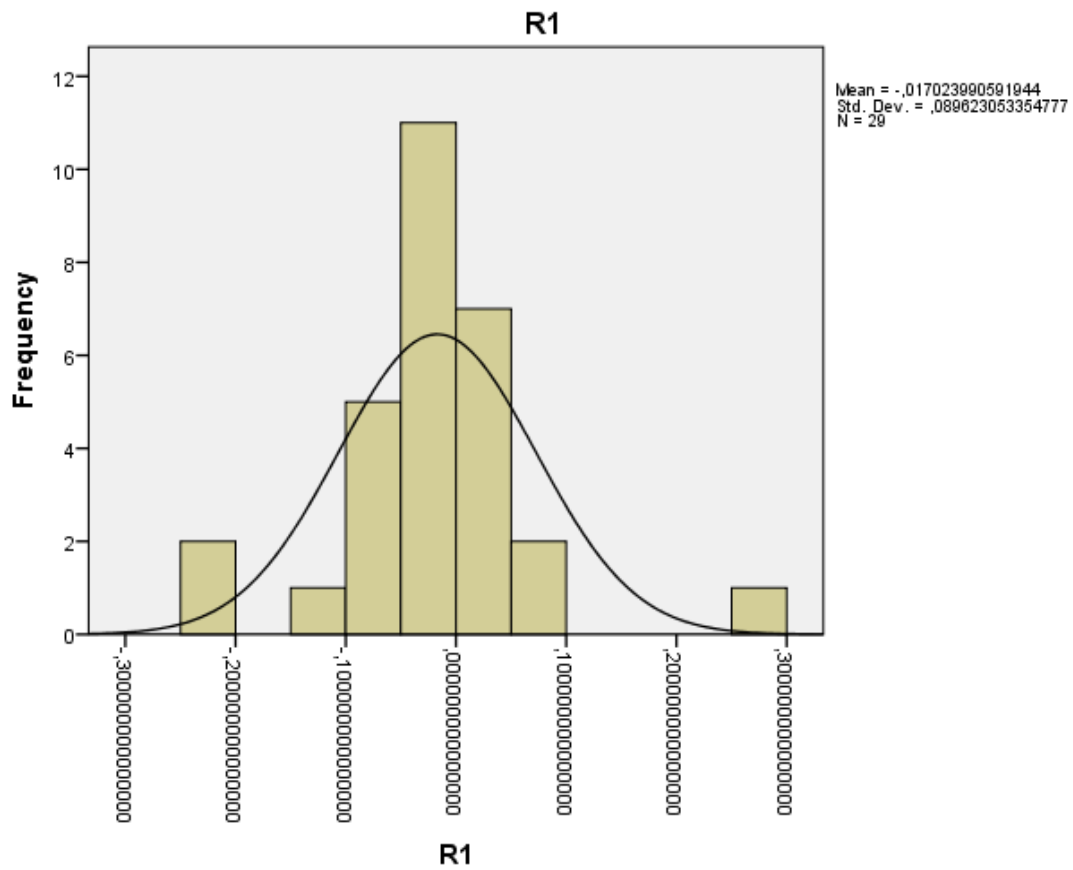


Εικόνα 4-38 Μετατροπή μεταβλητής R29

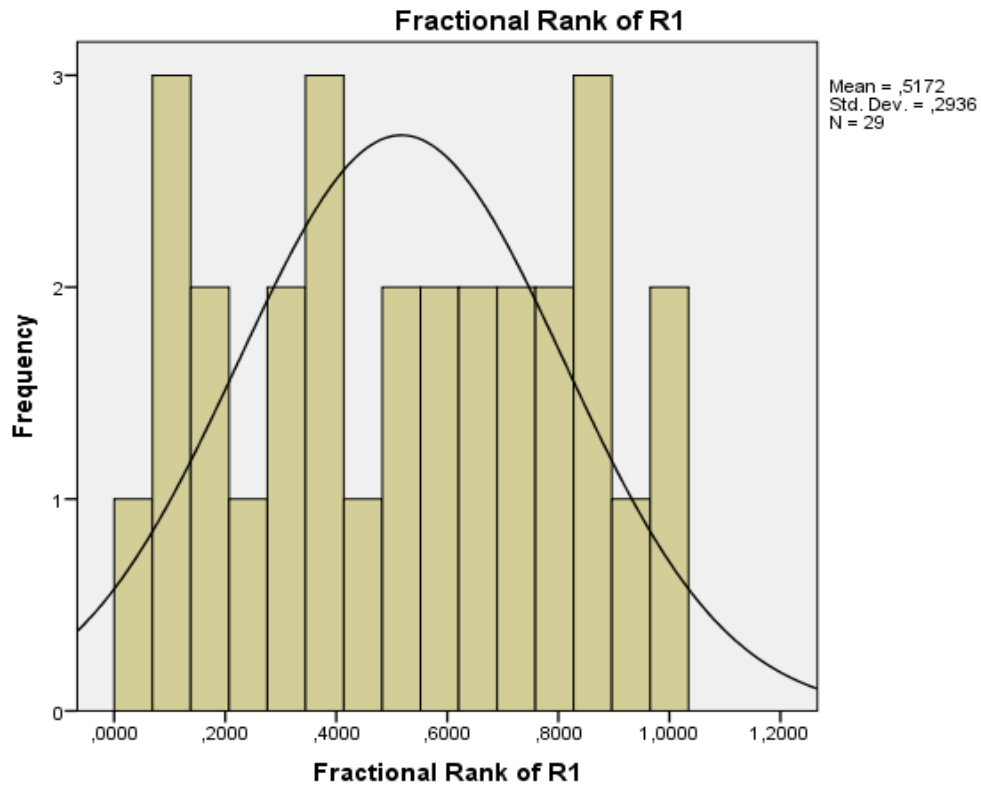


Εικόνα 4-39 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R29

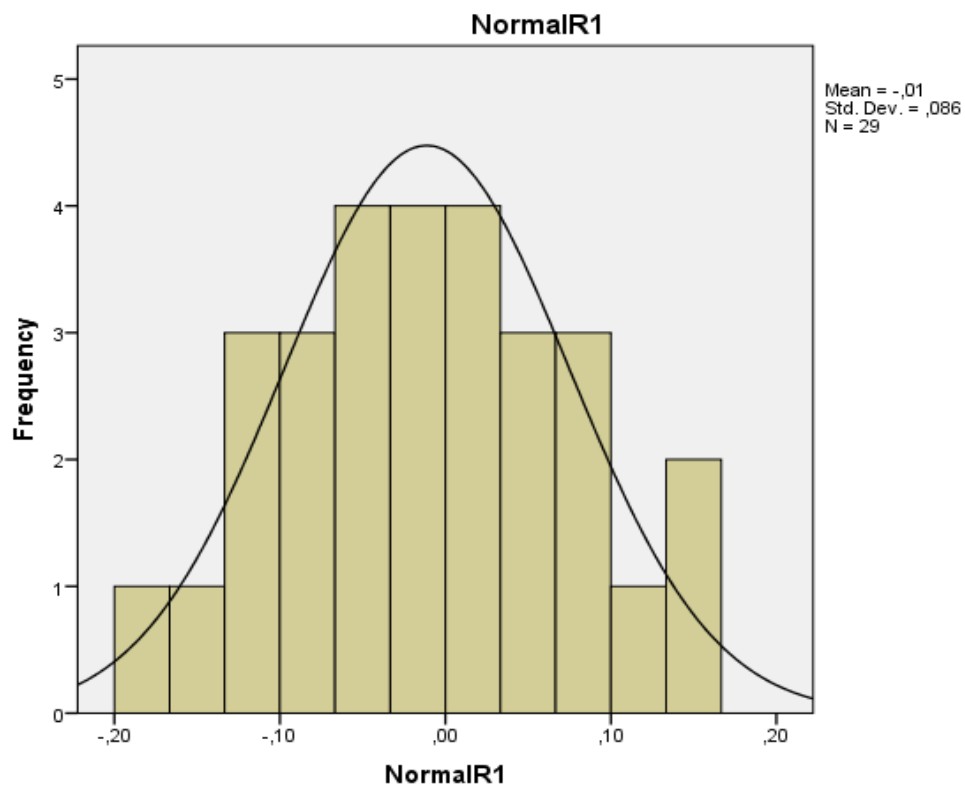
Έπειτα ακολουθεί η μετατροπή των μεταβλητών R1, R2, R5, R9, R12, R13, R14, R17, R18, R19, R20, R21, R22, R24, R25, R26, R27 και R29 από την ομάδα των πτωχευμένων εταιριών μέσω ιστογραμμάτων μέσω της ίδιας διαδικασίας.



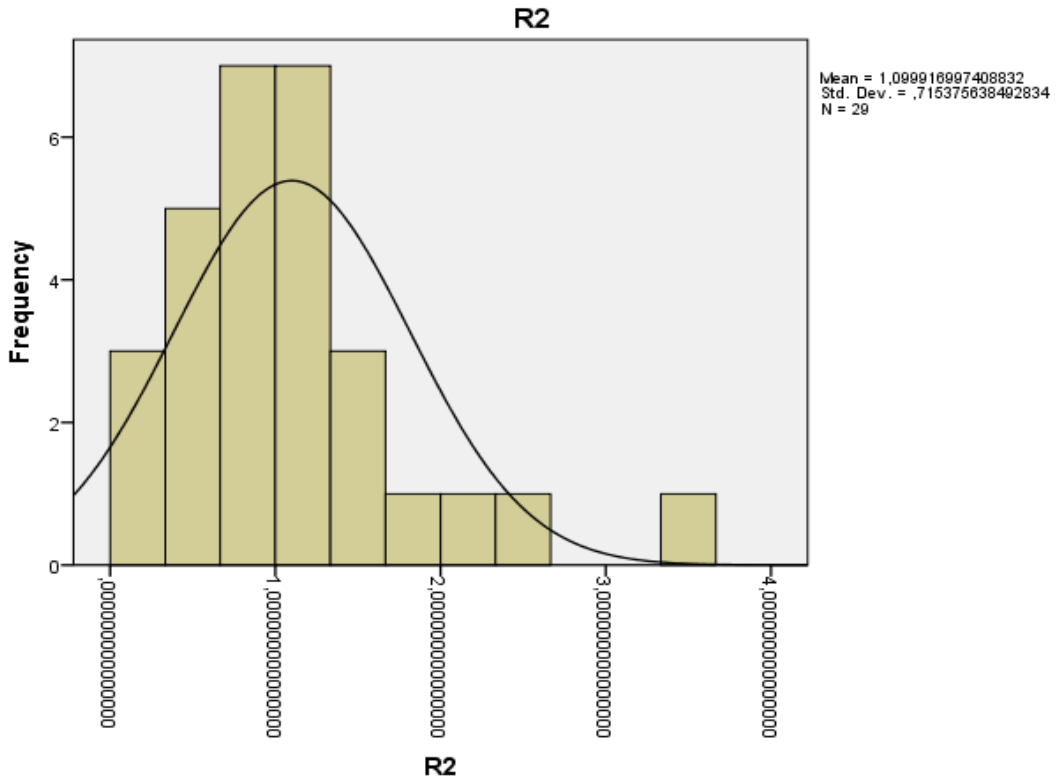
Εικόνα 4-40 Κατανομή μεταβλητής R1



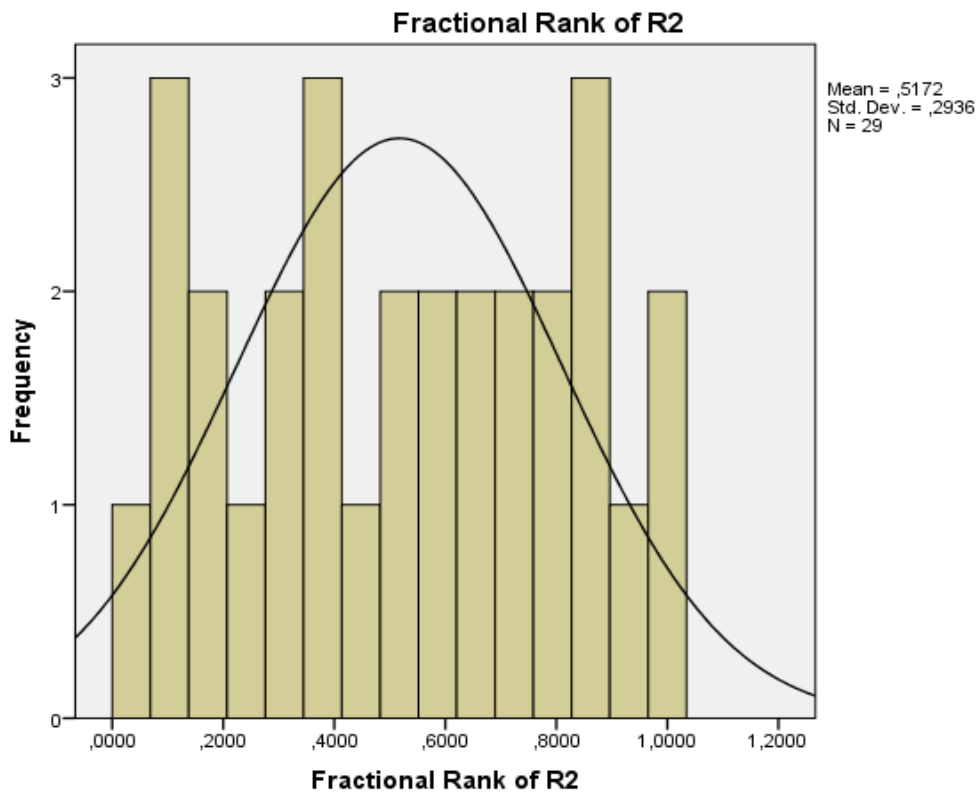
Εικόνα 4-41 Μετατροπή μεταβλητής R1



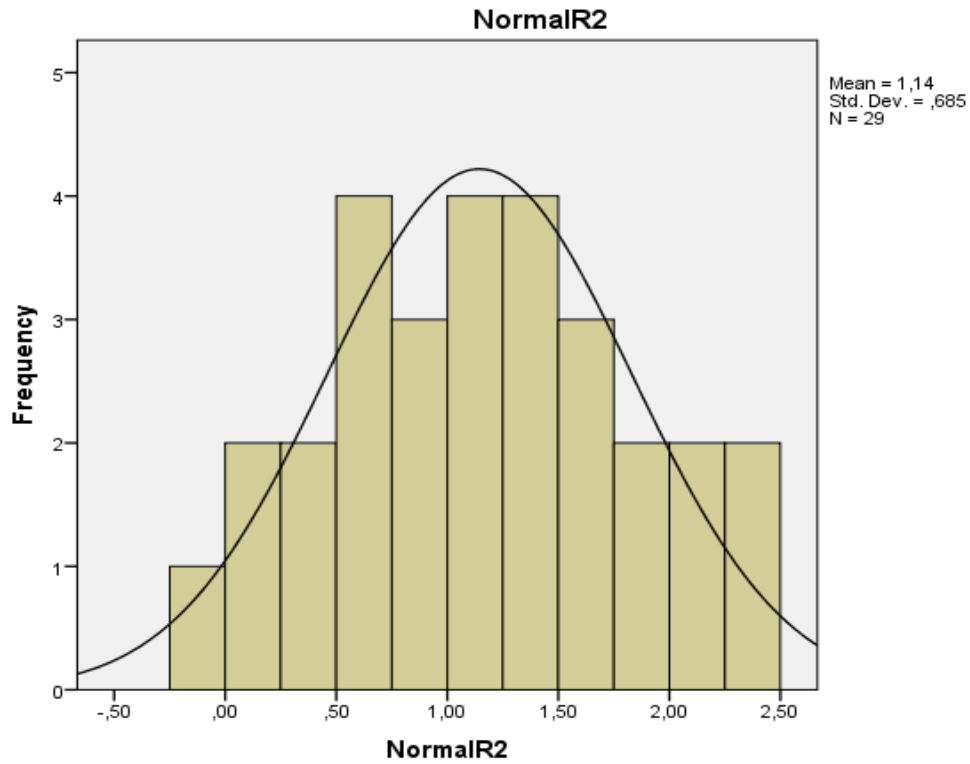
Εικόνα 4-42 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R1



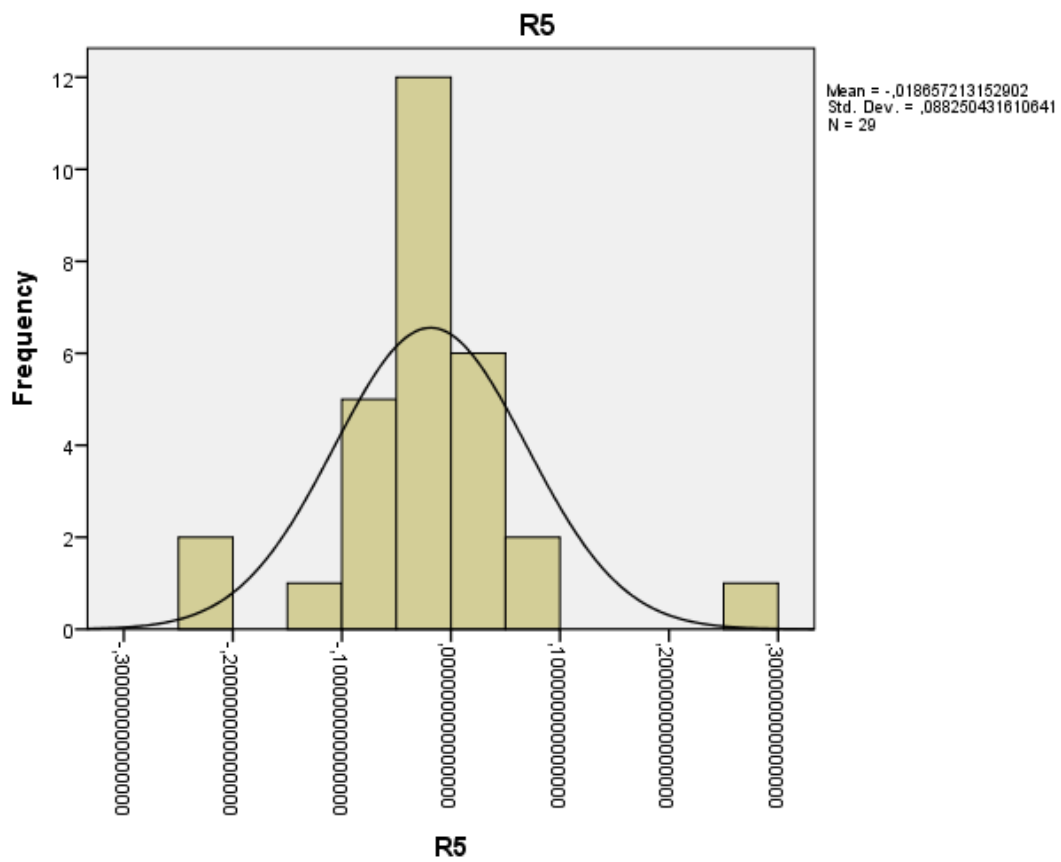
Εικόνα 4-43 Κατανομή μεταβλητής R2



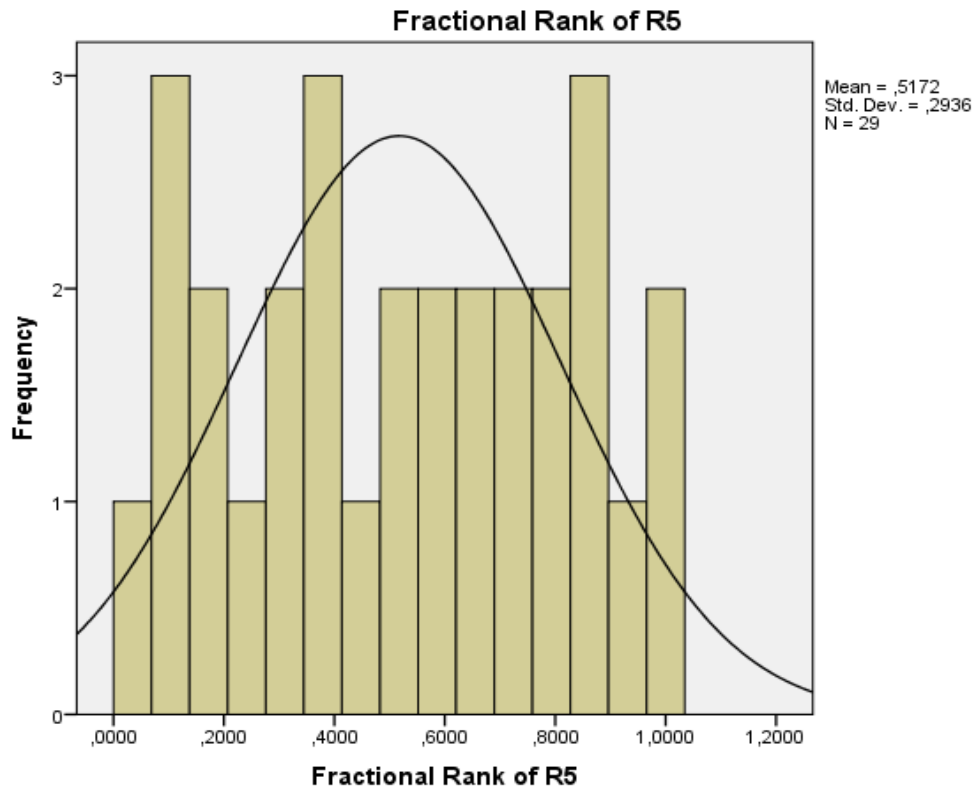
Εικόνα 4-44 Μετατροπή μεταβλητής R2



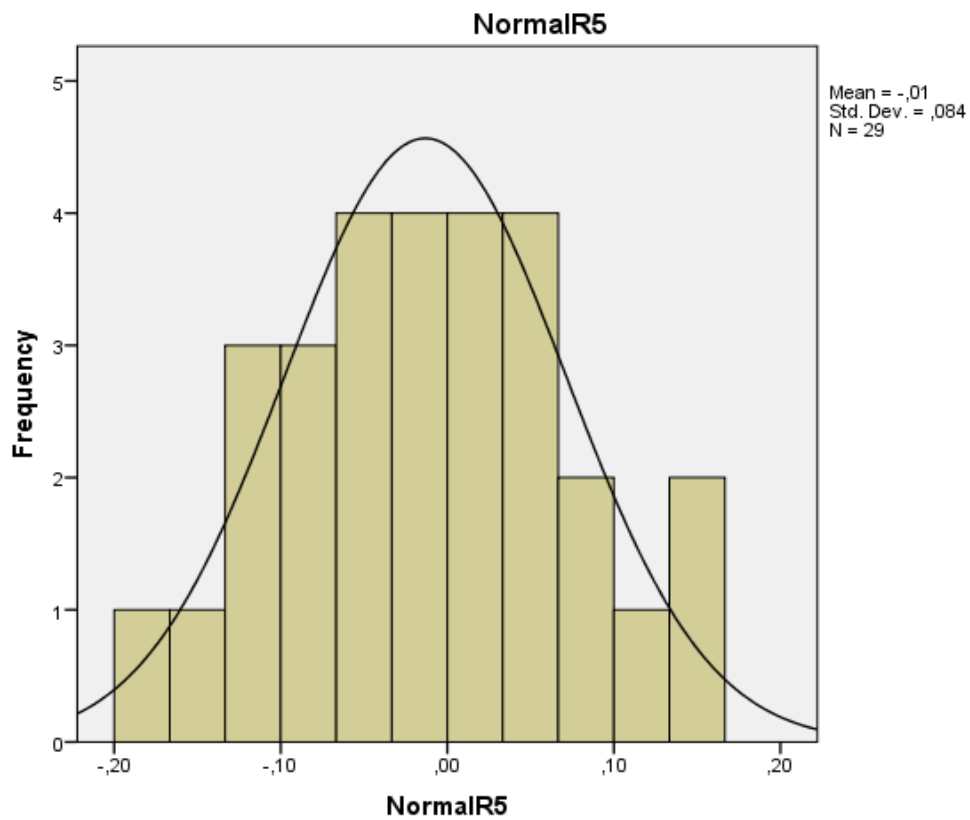
Εικόνα 4-45 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R2



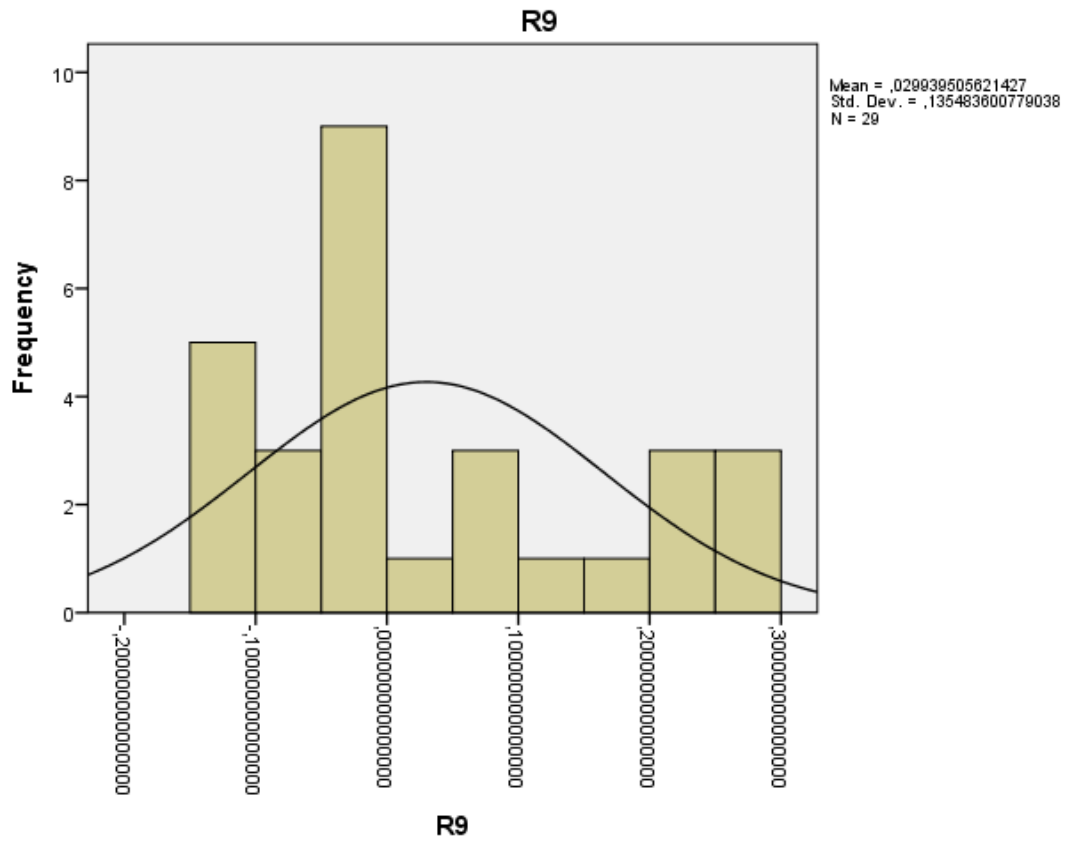
Εικόνα 4-46 Κατανομή μεταβλητής R5



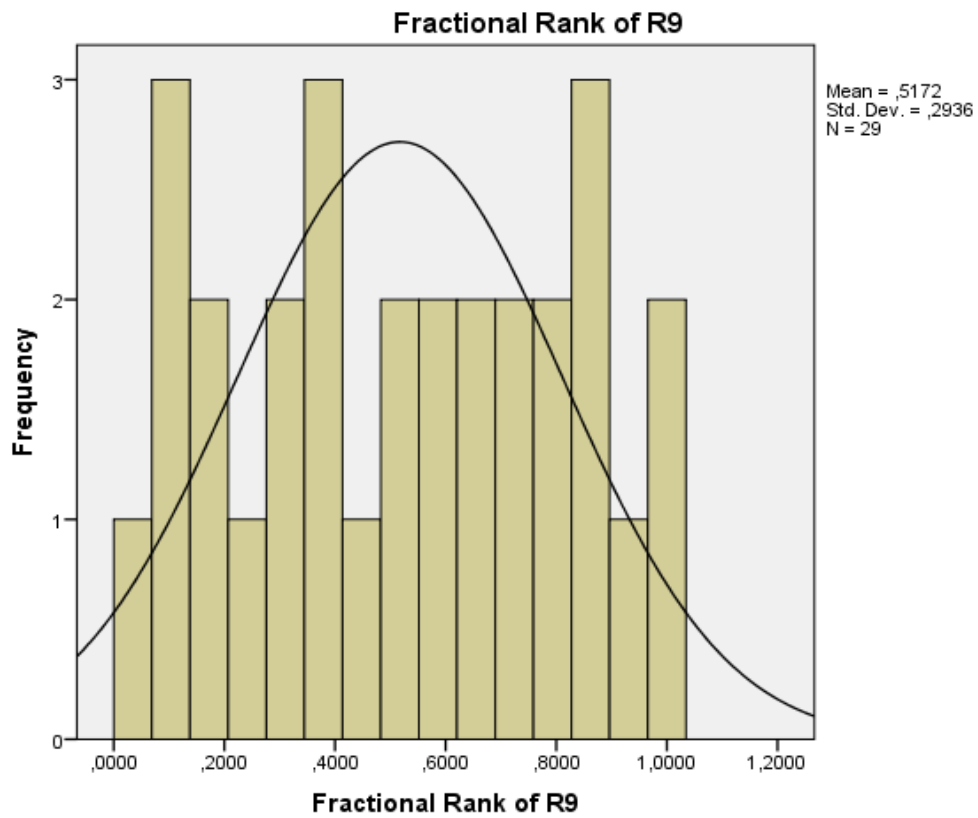
Εικόνα 4-47 Μετατροπή μεταβλητής R5



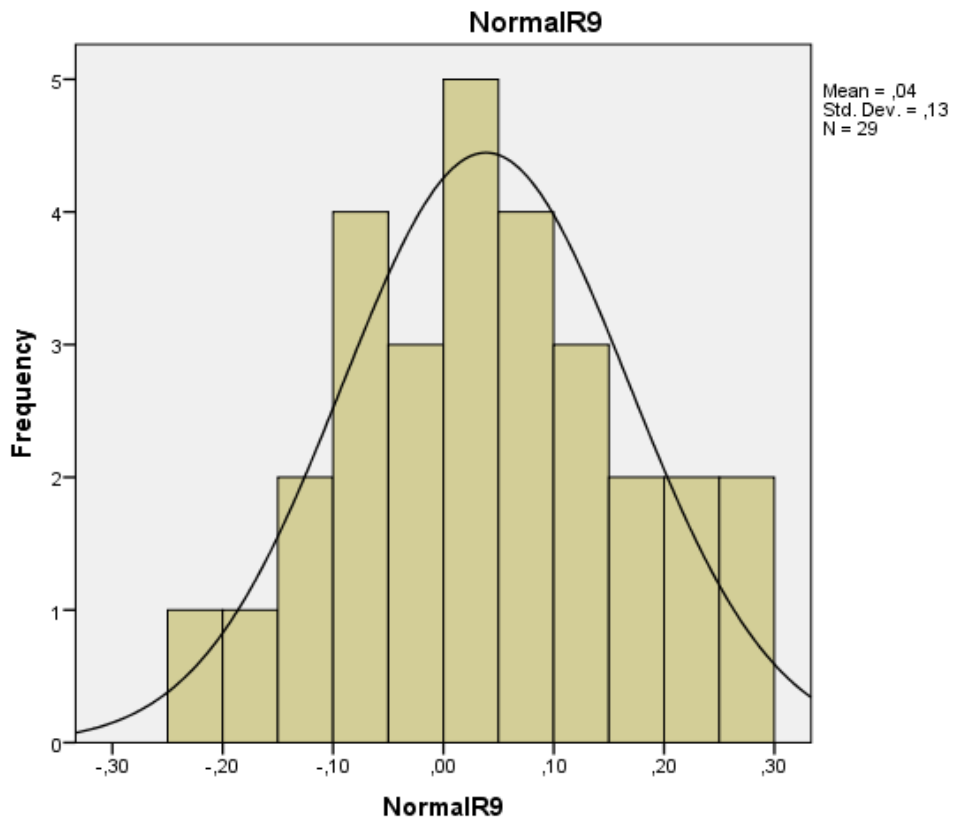
Εικόνα 4-48 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R5



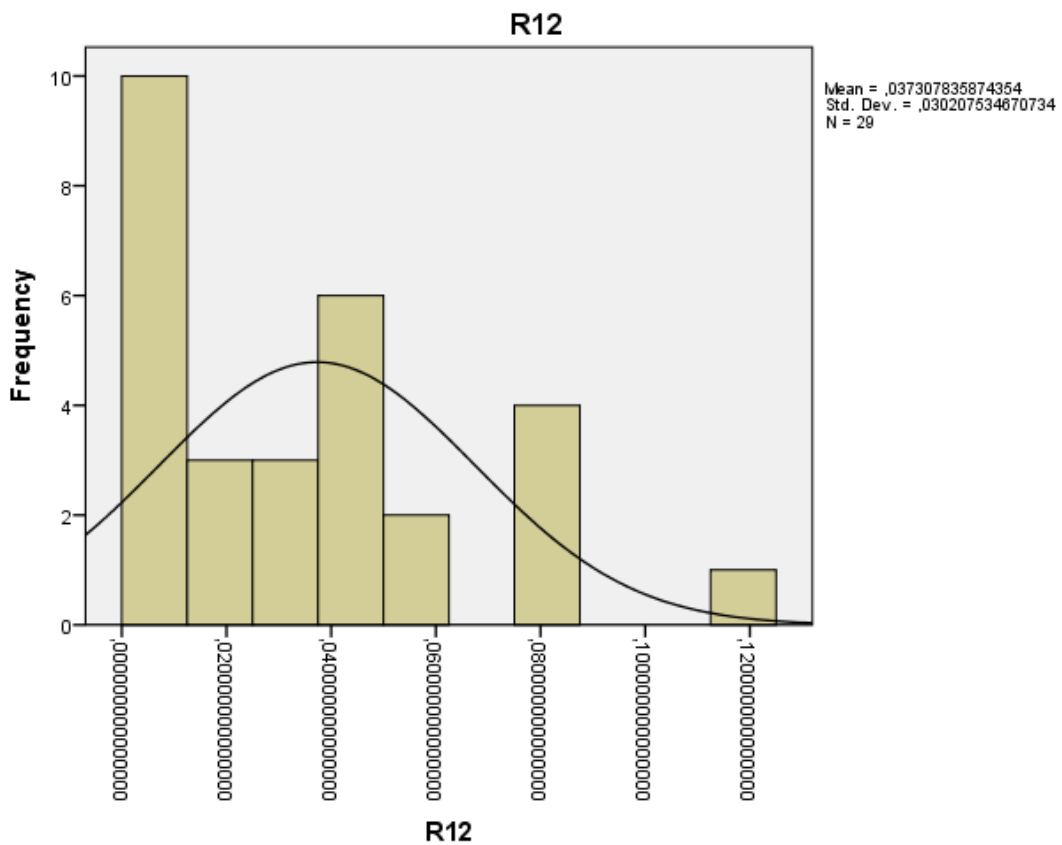
Εικόνα 4-49 Κατανομή μεταβλητής R9



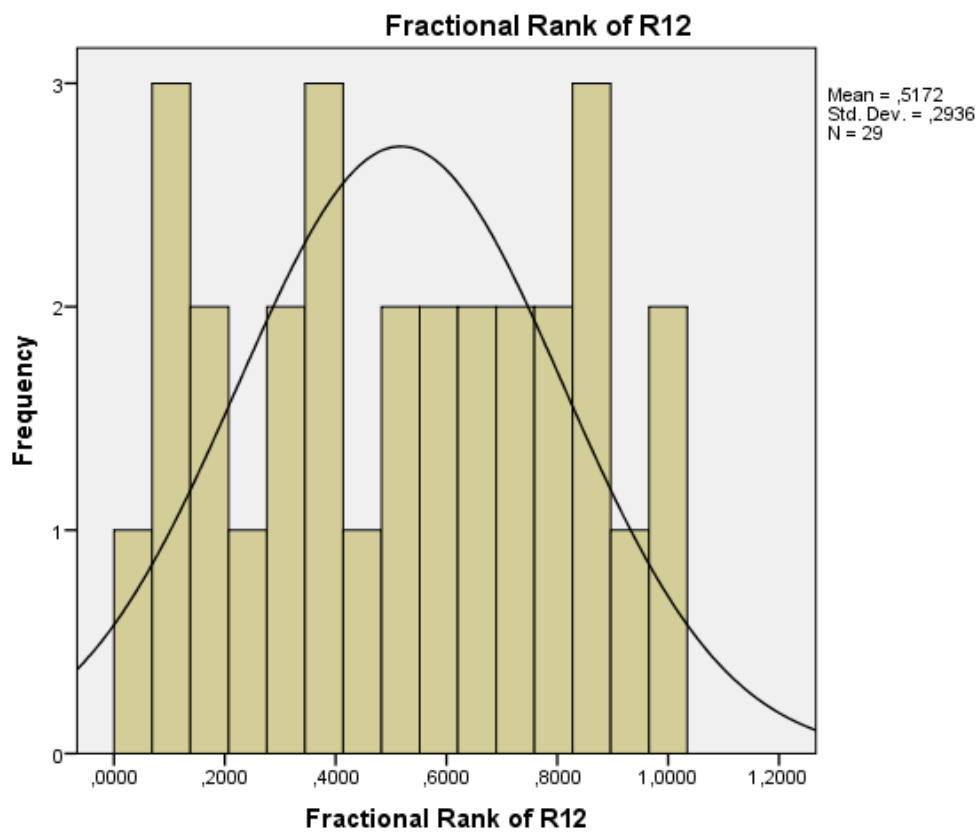
Εικόνα 4-50 Μετατροπή μεταβλητής R9



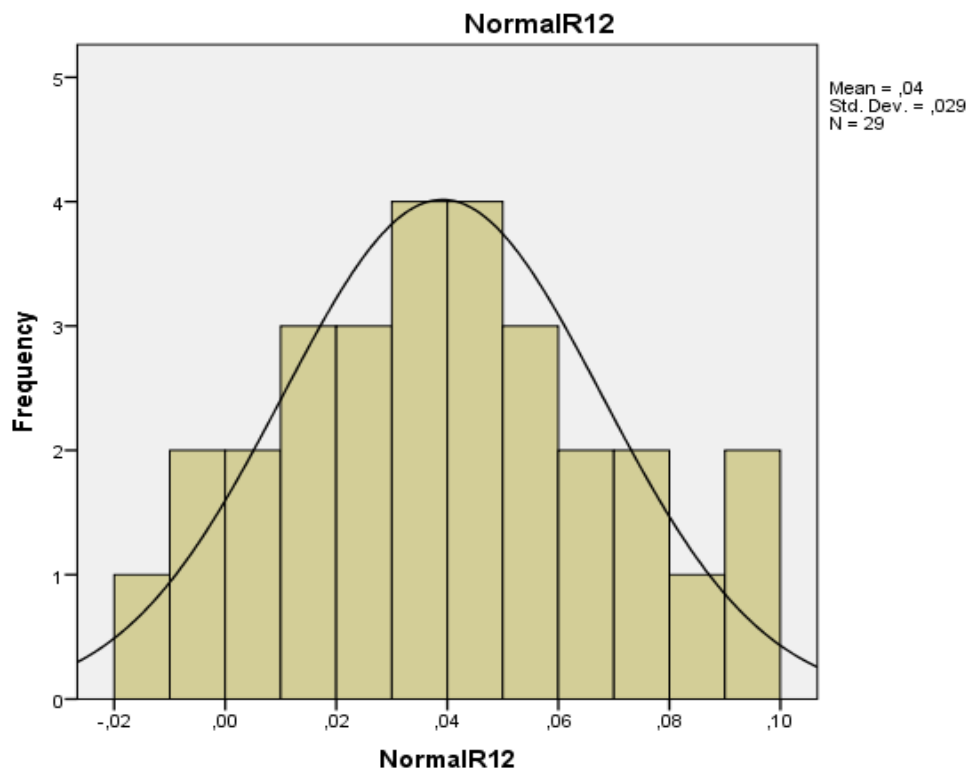
Εικόνα 4-51 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R9



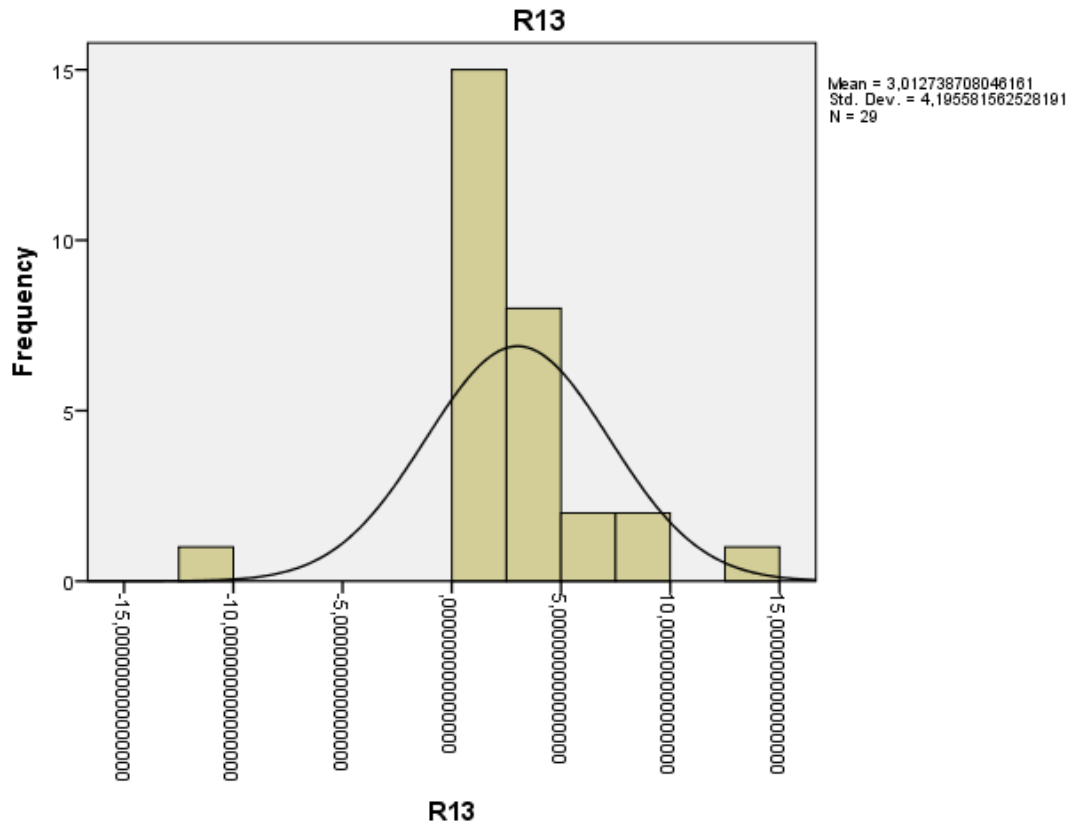
Εικόνα 4-52 Κατανομή μεταβλητής R12



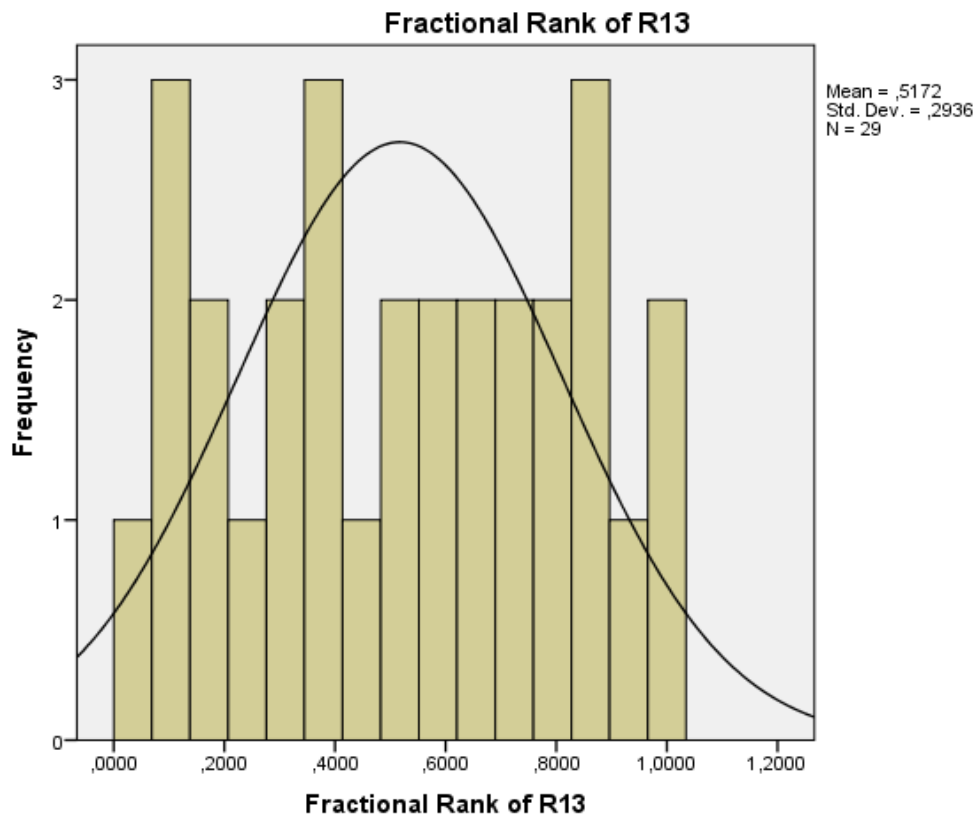
Εικόνα 4-53 Μετατροπή μεταβλητής R12



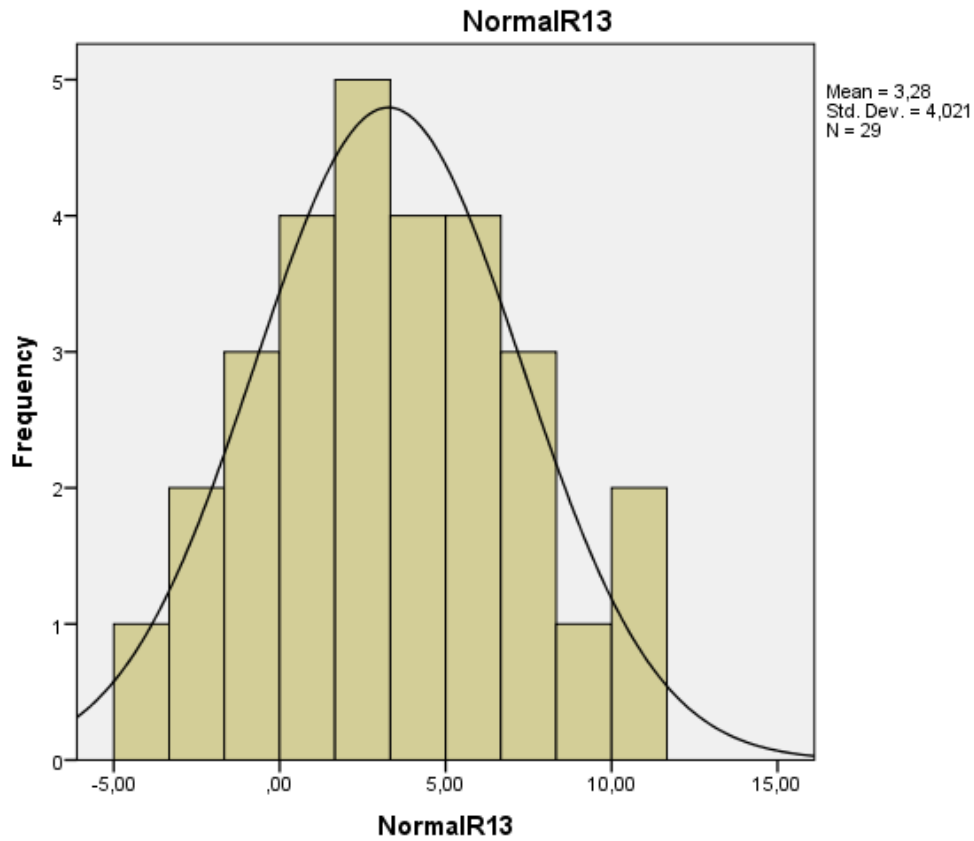
Εικόνα 4-54 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R12



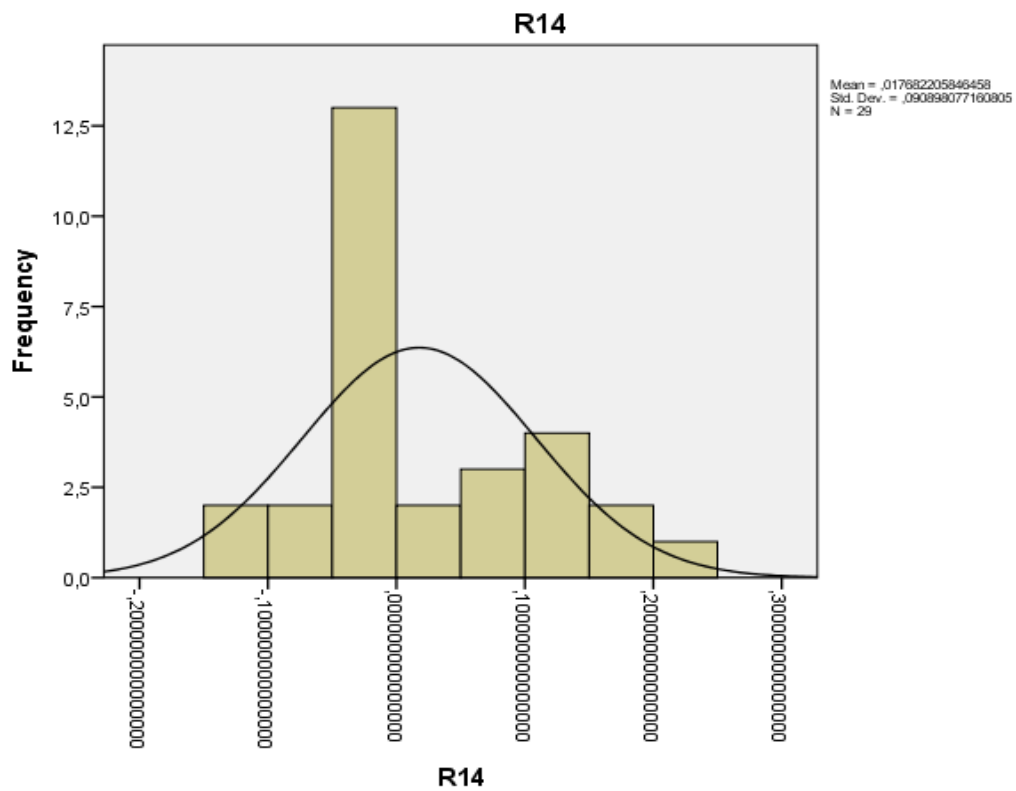
Εικόνα 4-55 Κατανομή μεταβλητής R13



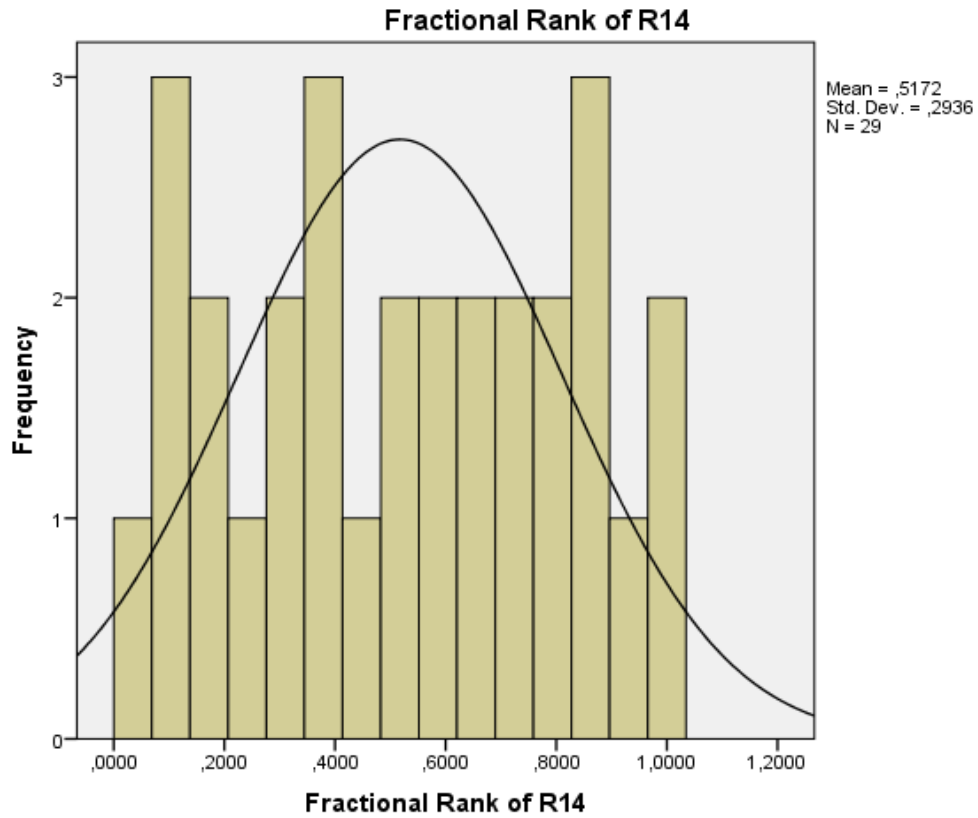
Εικόνα 4-56 Μετατροπή μεταβλητής R13



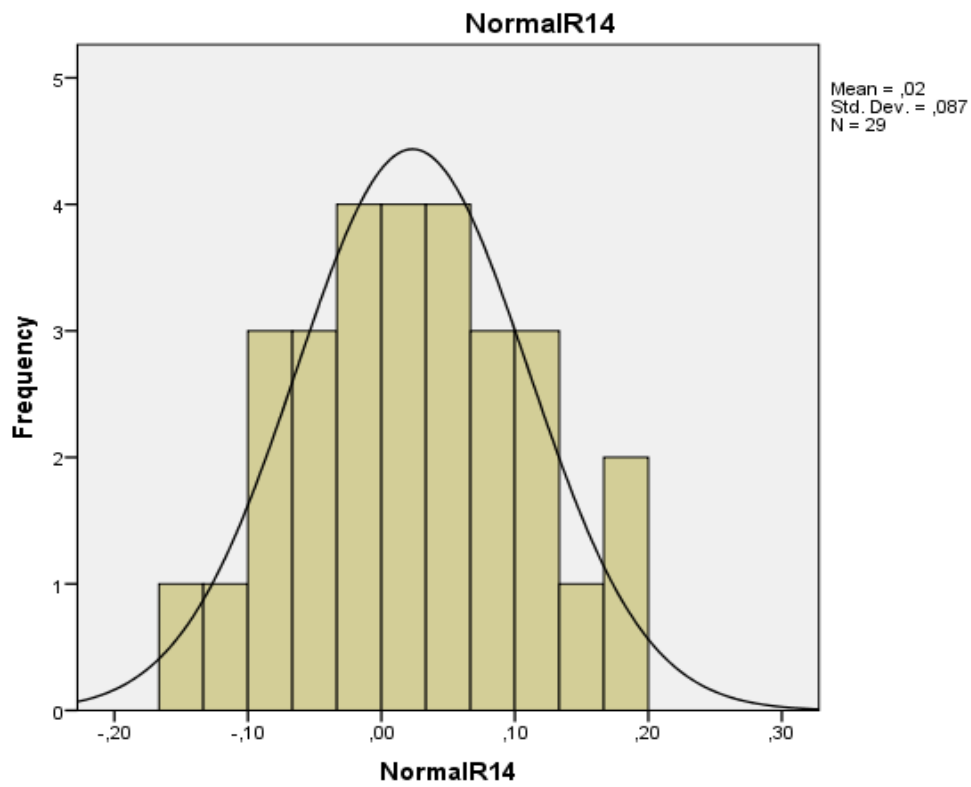
Εικόνα 4-57 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R13



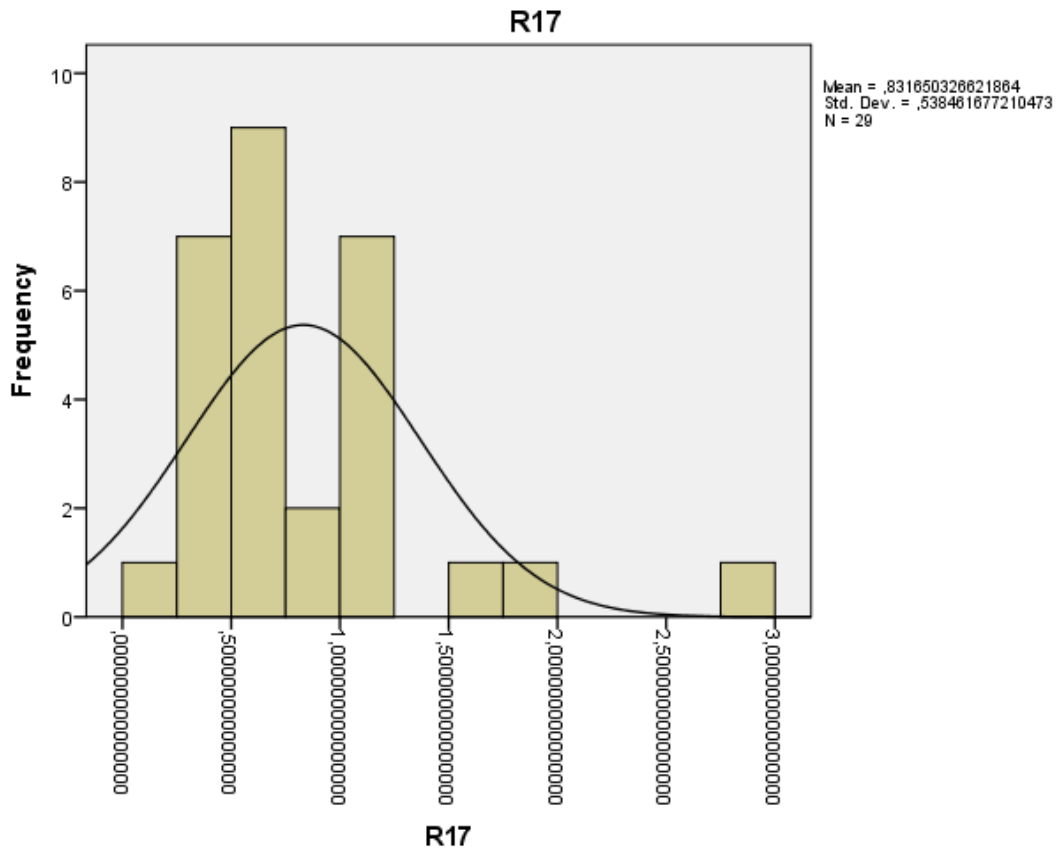
Εικόνα 4-58 Κατανομή μεταβλητής R14



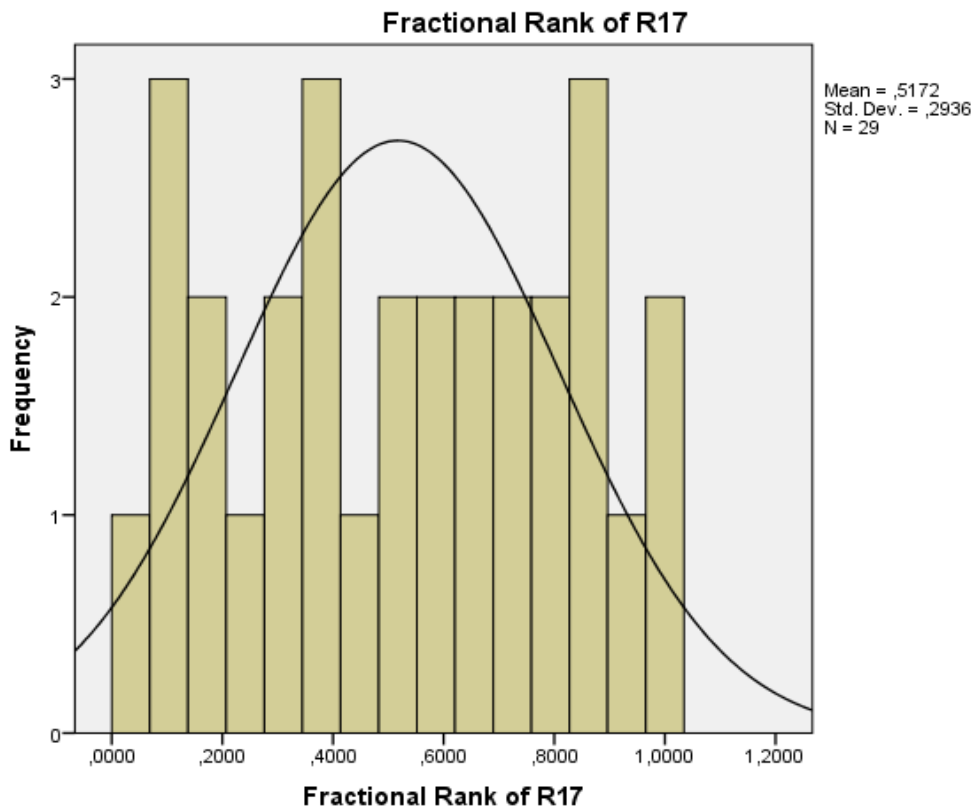
Εικόνα 4-59 Μετατροπή μεταβλητής R14



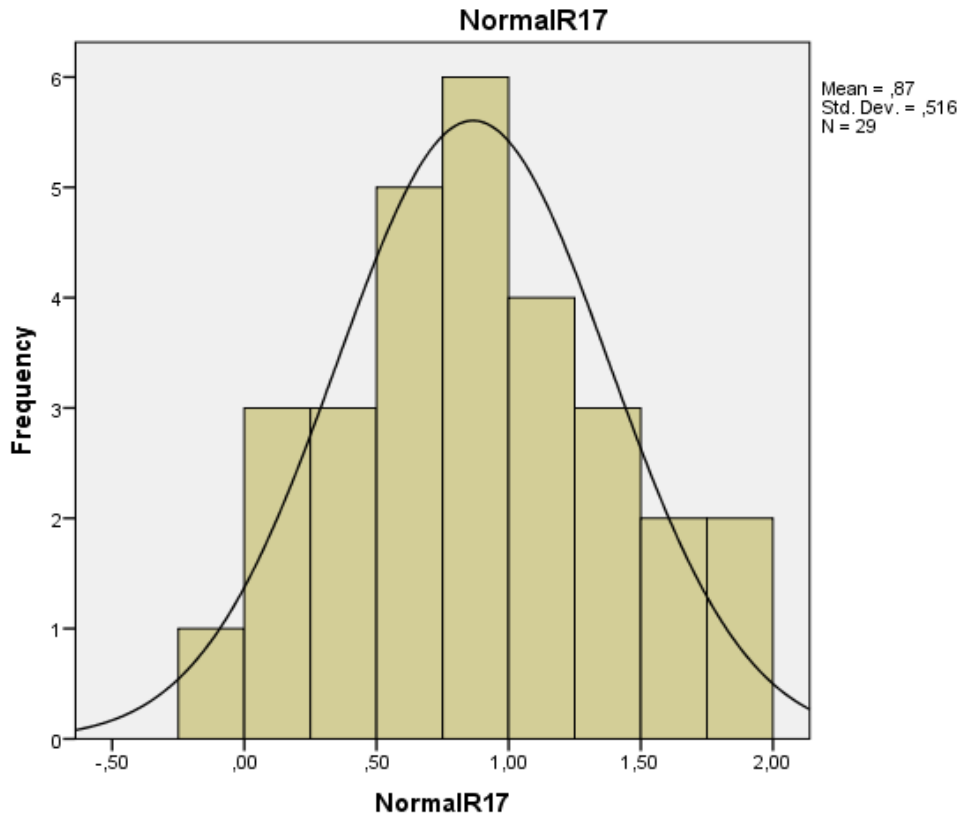
Εικόνα 4-60 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R14



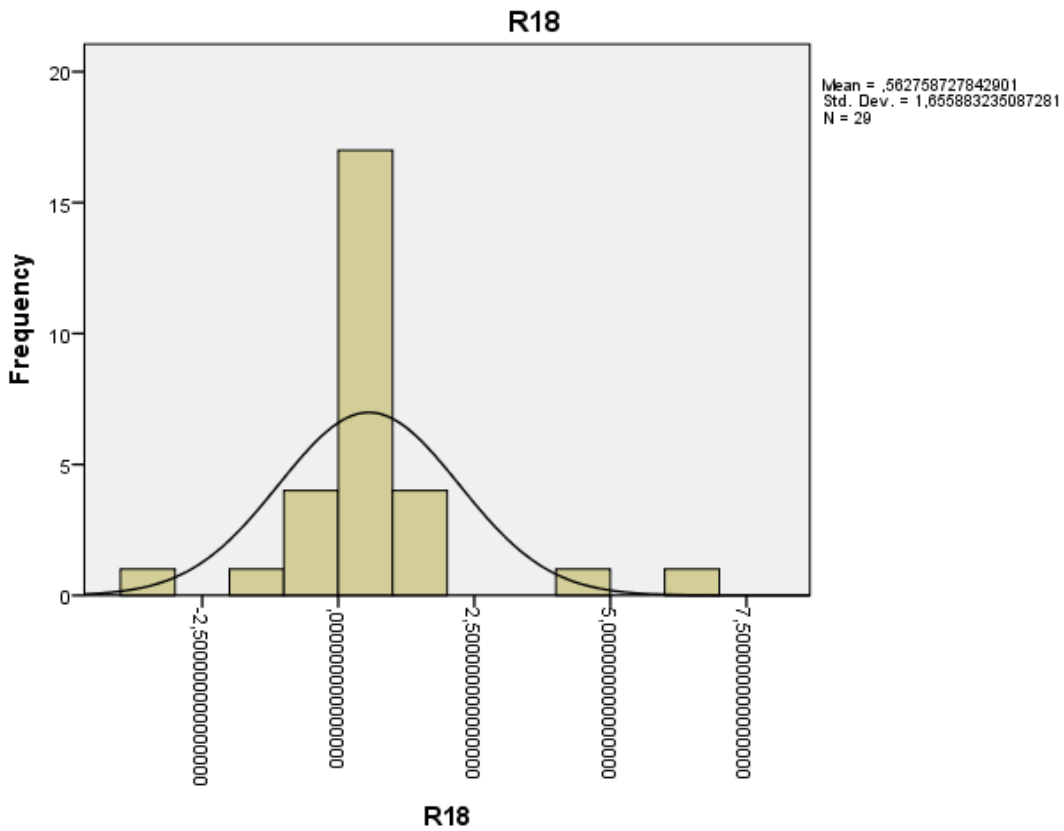
Εικόνα 4-61 Κατανομή μεταβλητής R17



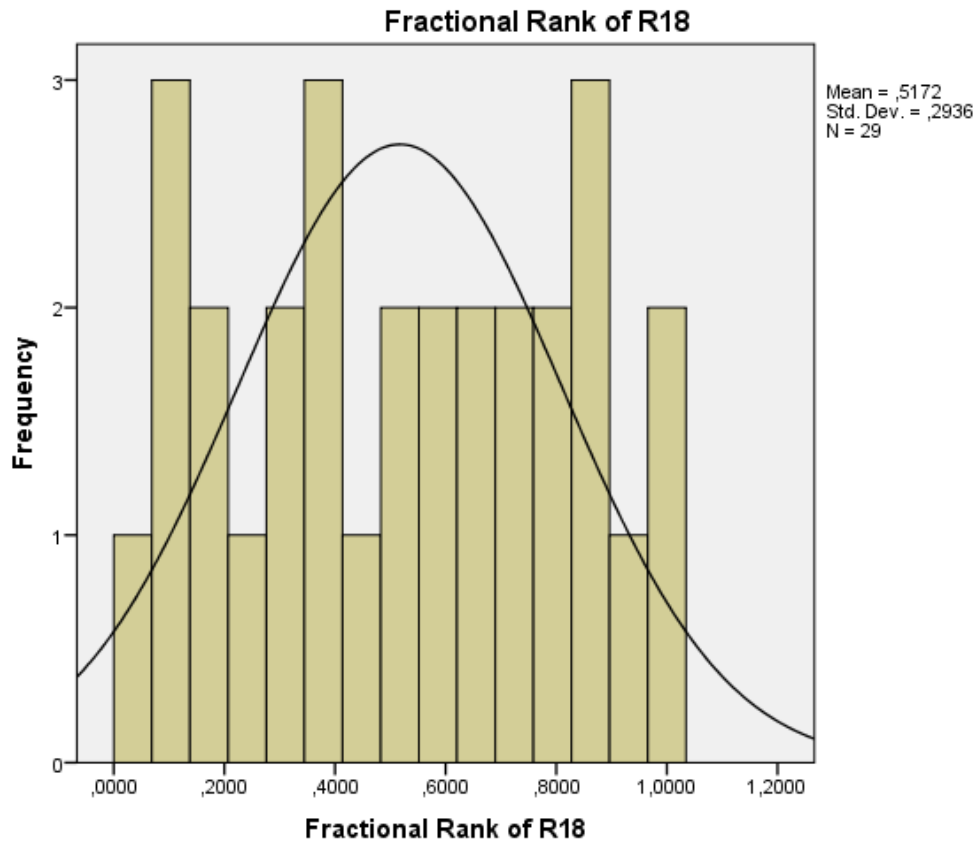
Εικόνα 4-62 Μετατροπή μεταβλητής R17



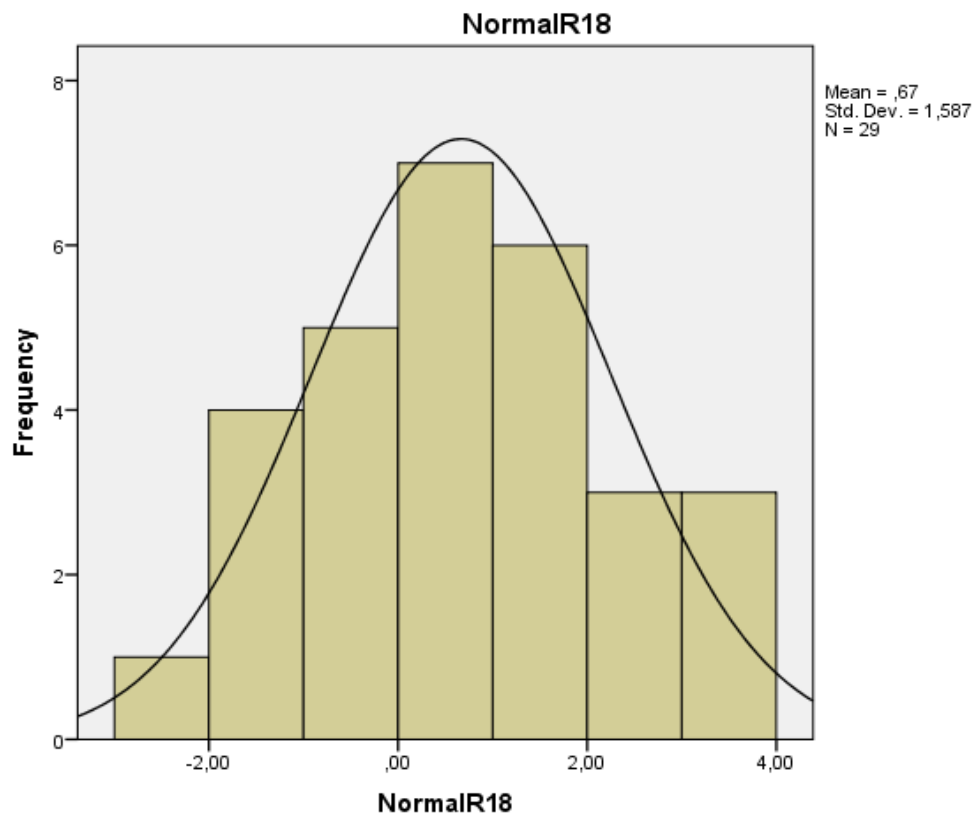
Εικόνα 4-63 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R17



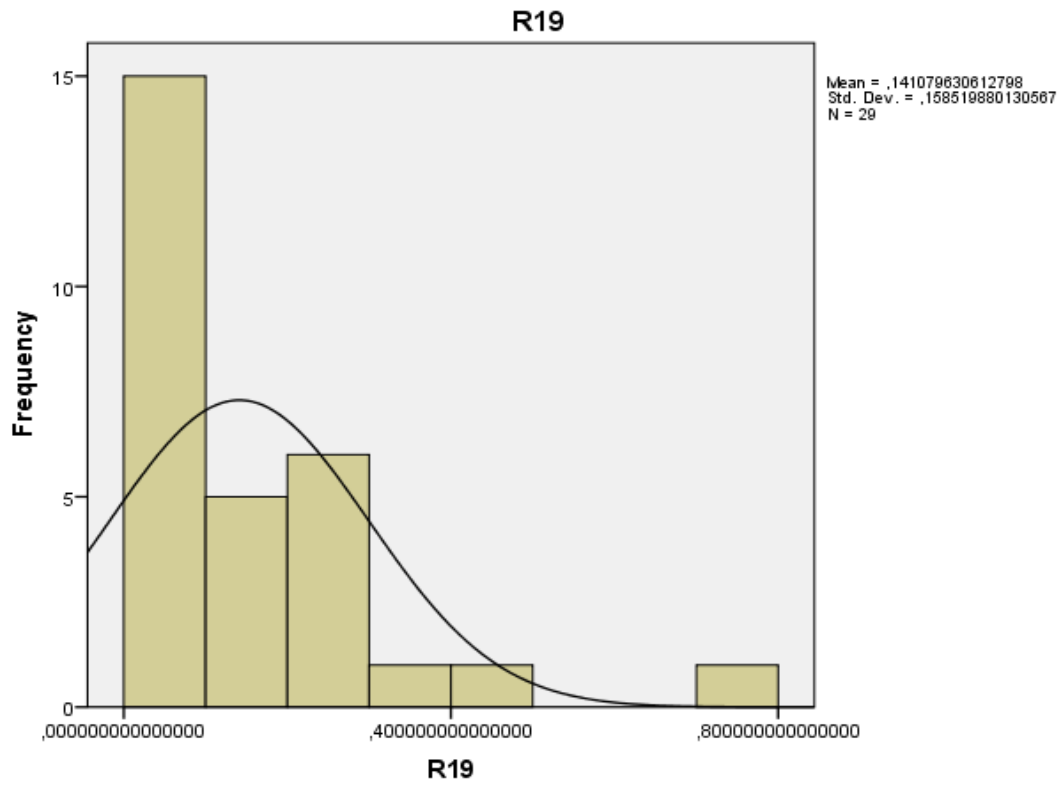
Εικόνα 4-64 Κατανομή μεταβλητής R18



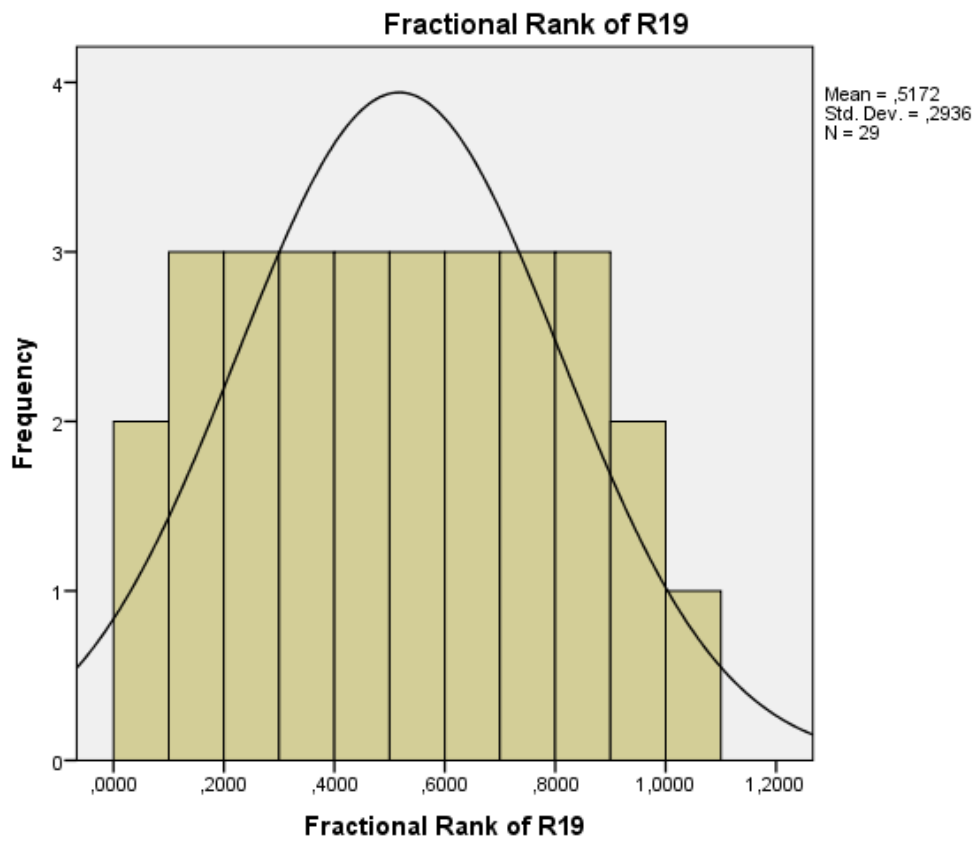
Εικόνα 4-65 Μετατροπή μεταβλητής R18



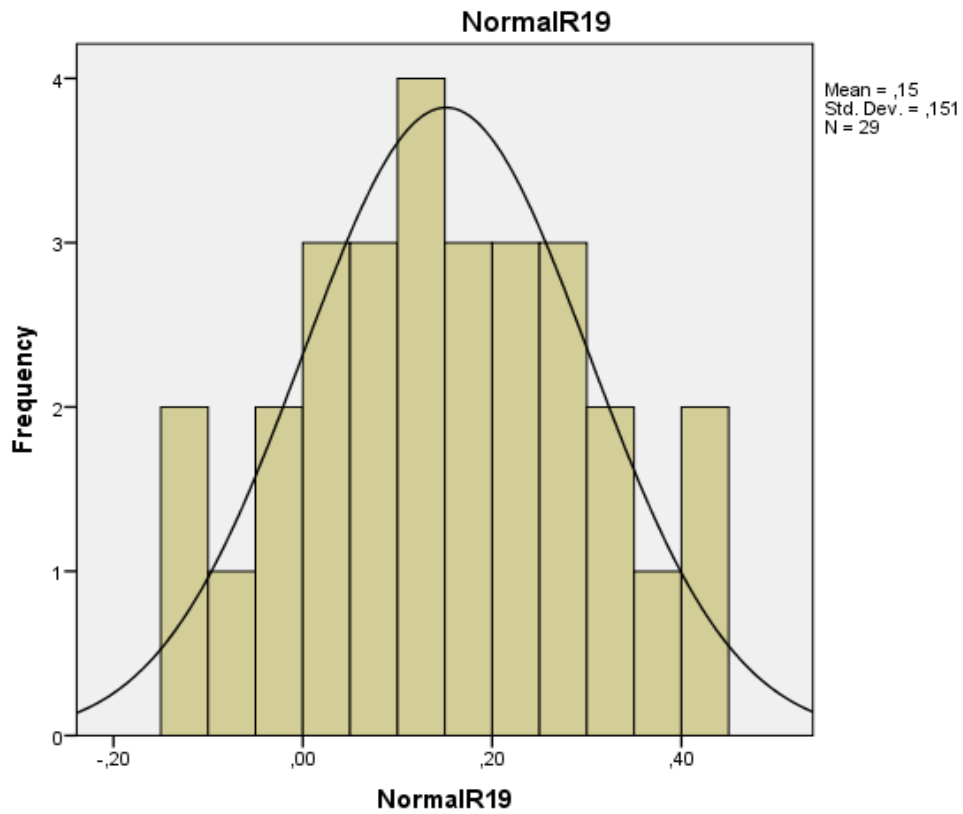
Εικόνα 4-66 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R18



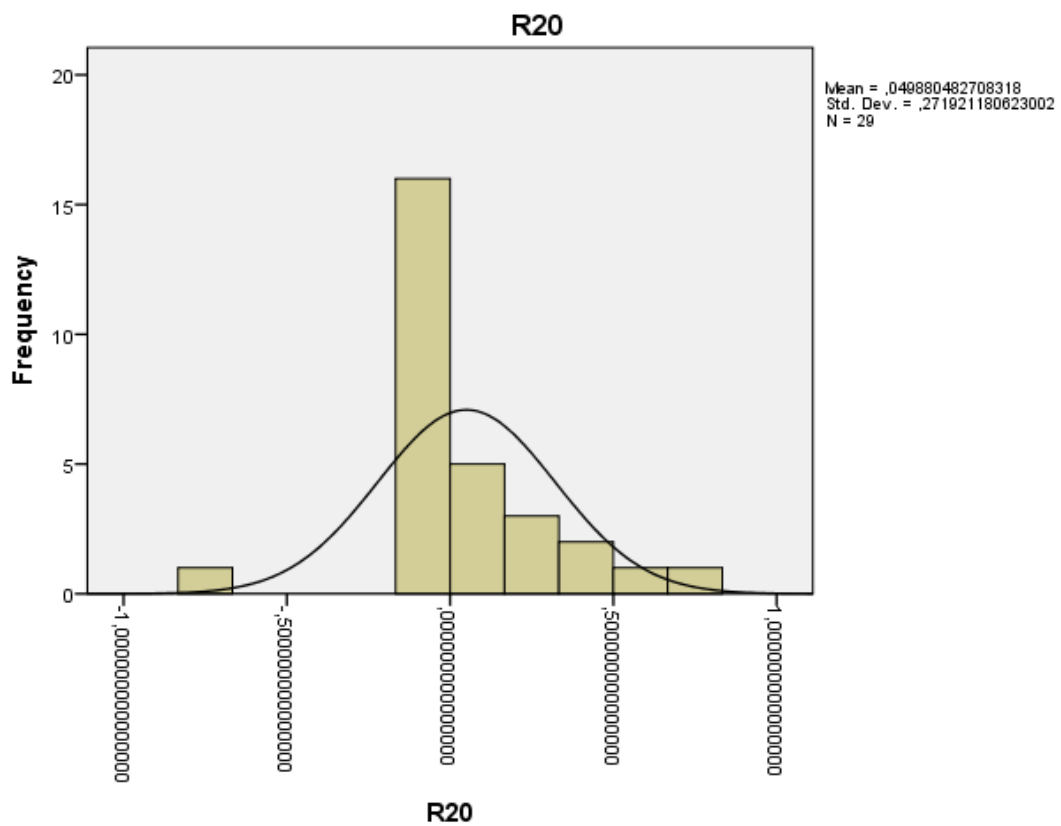
Εικόνα 4-67 Κατανομή μεταβλητής R19



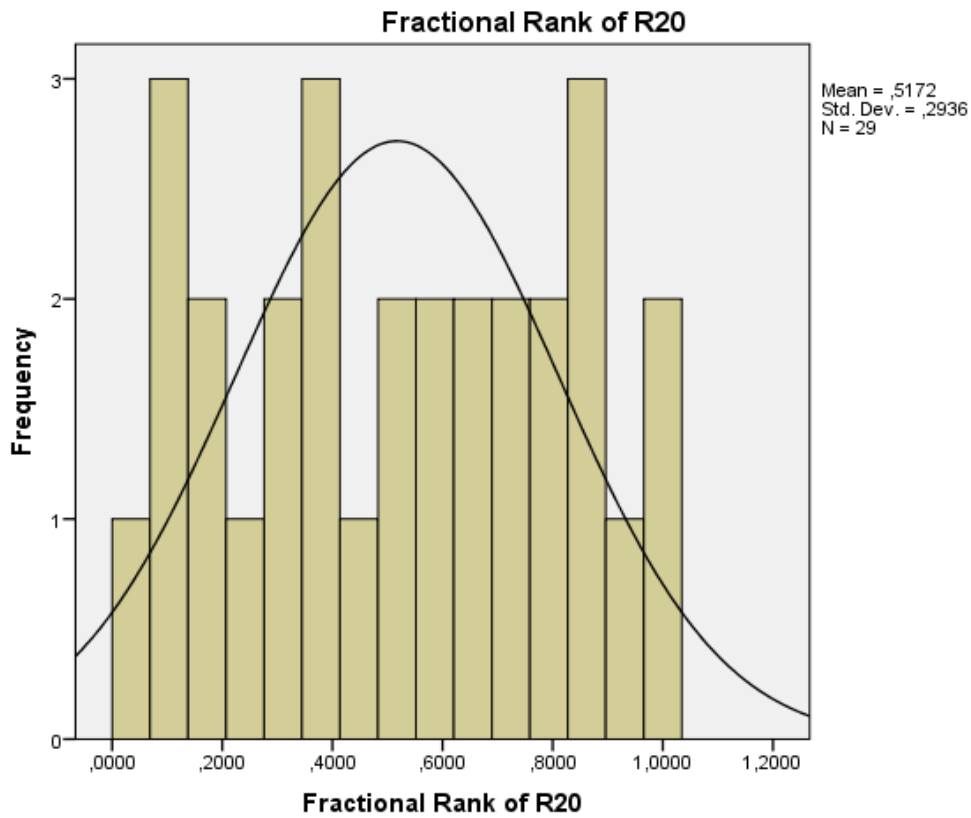
Εικόνα 4-68 Κατανομή μεταβλητής R19



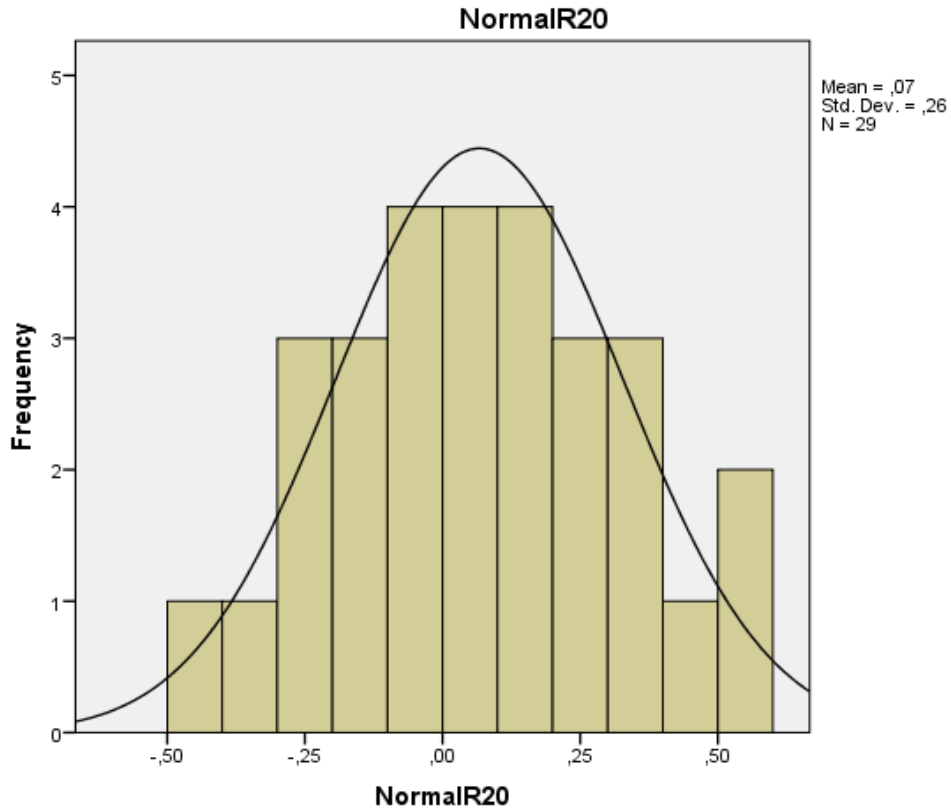
Εικόνα 4-69 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R19



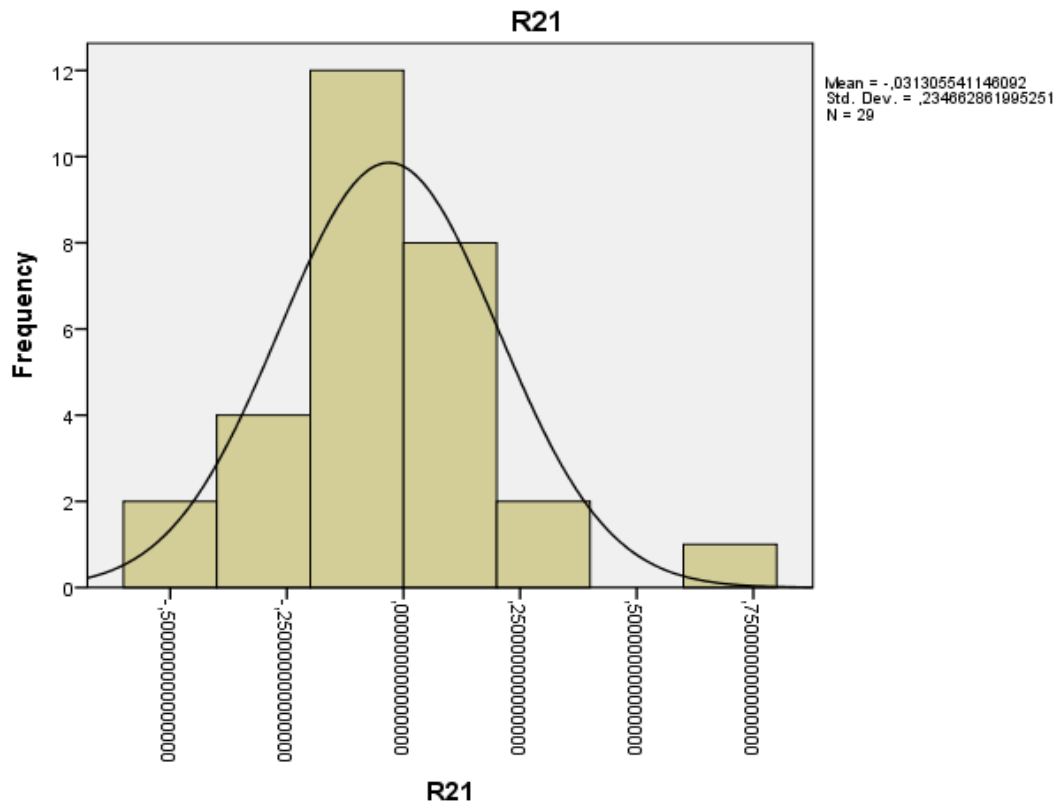
Εικόνα 4-70 Κατανομή μεταβλητής R20



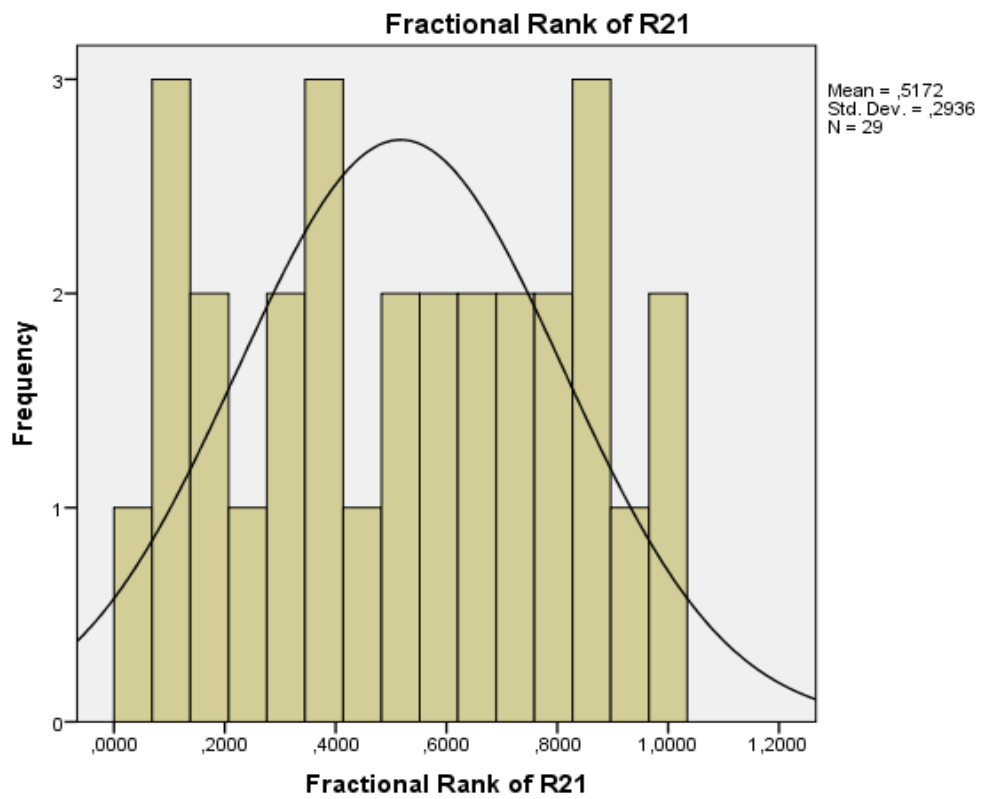
Εικόνα 4-71 Μετατροπή μεταβλητής R20



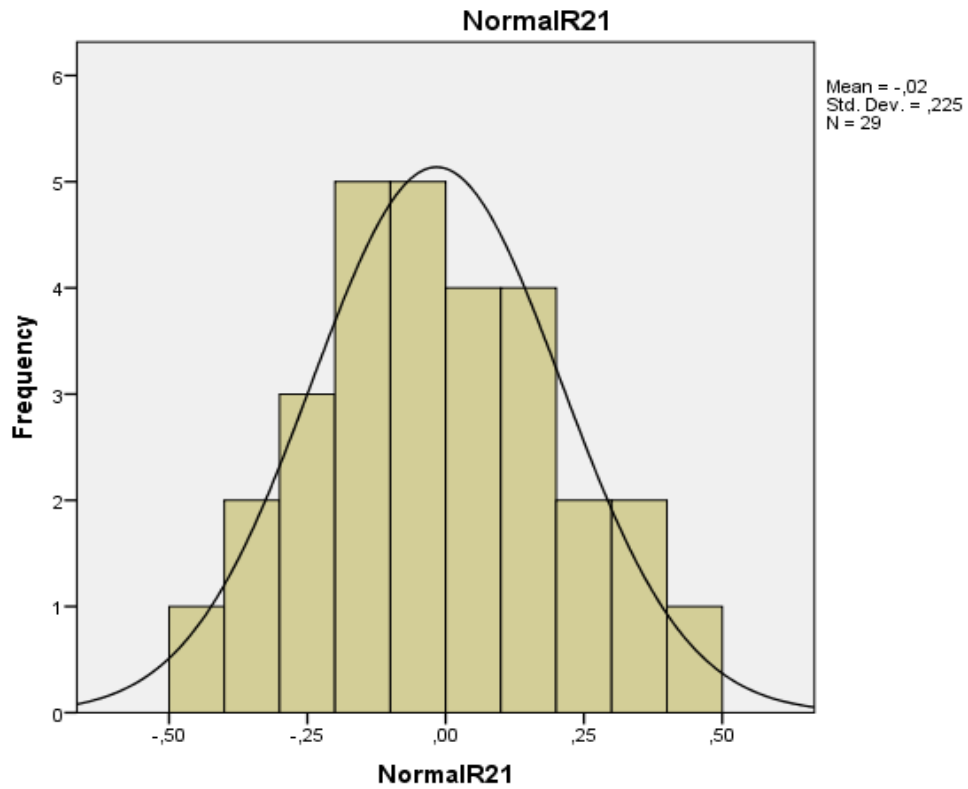
Εικόνα 4-72 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R20



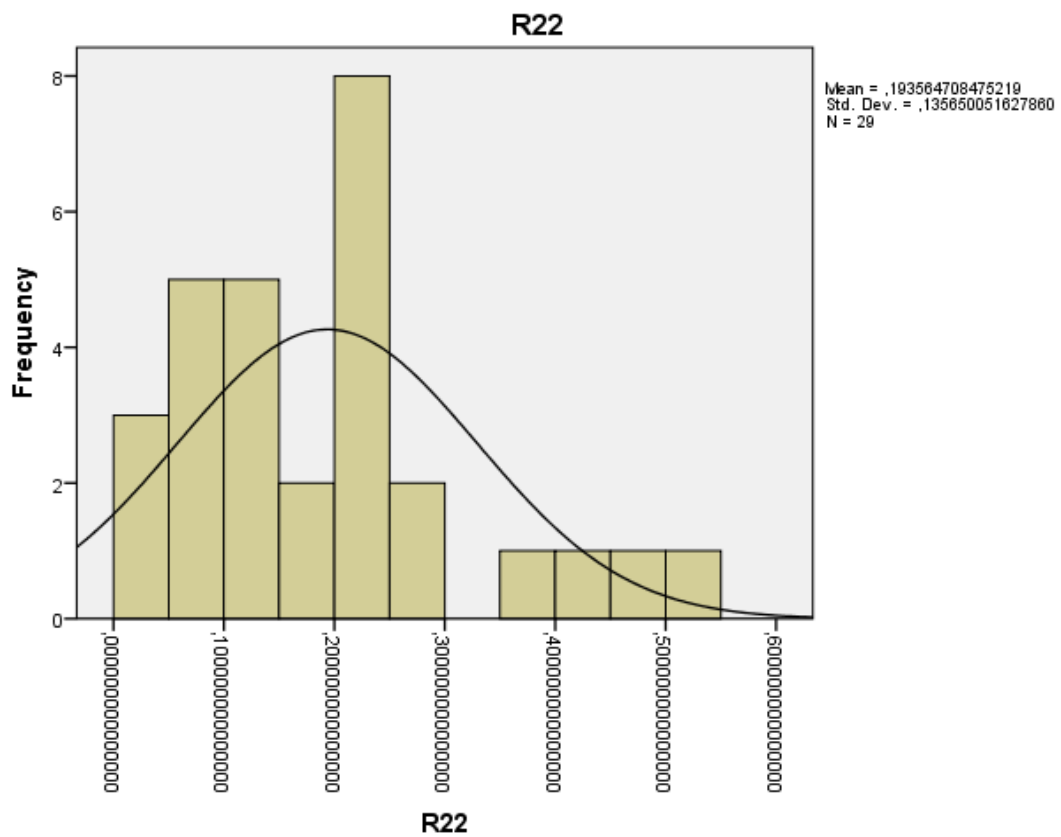
Εικόνα 4-73 Κατανομή μεταβλητής R21



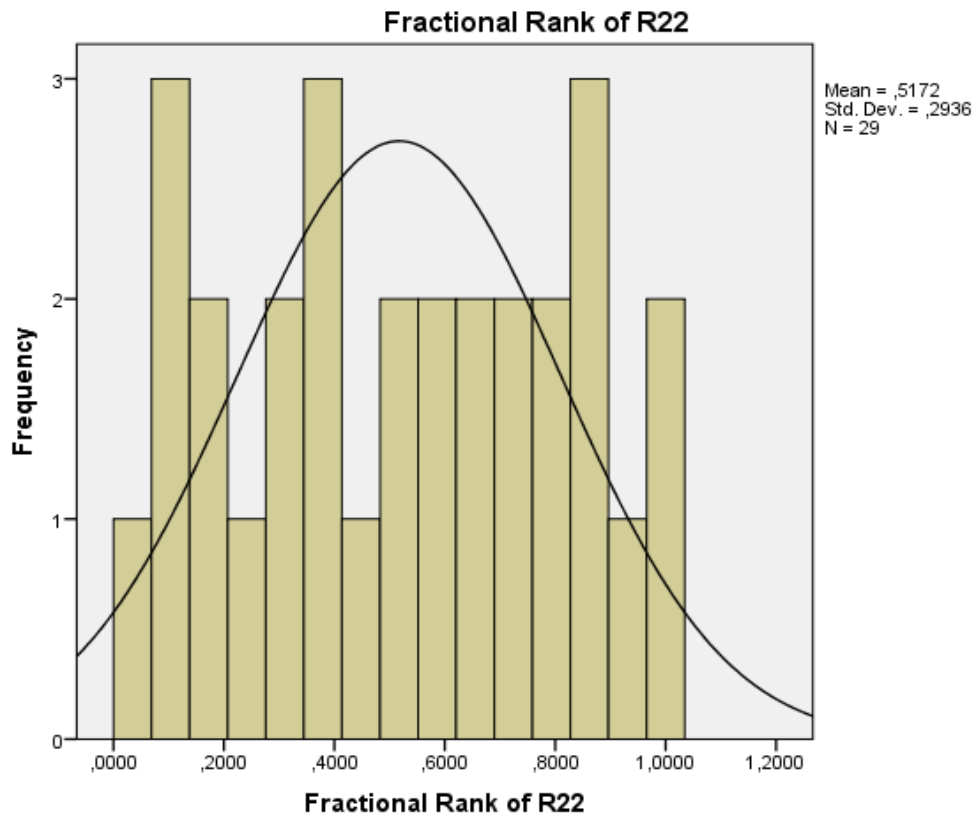
Εικόνα 4-74 Μετατροπή μεταβλητής R21



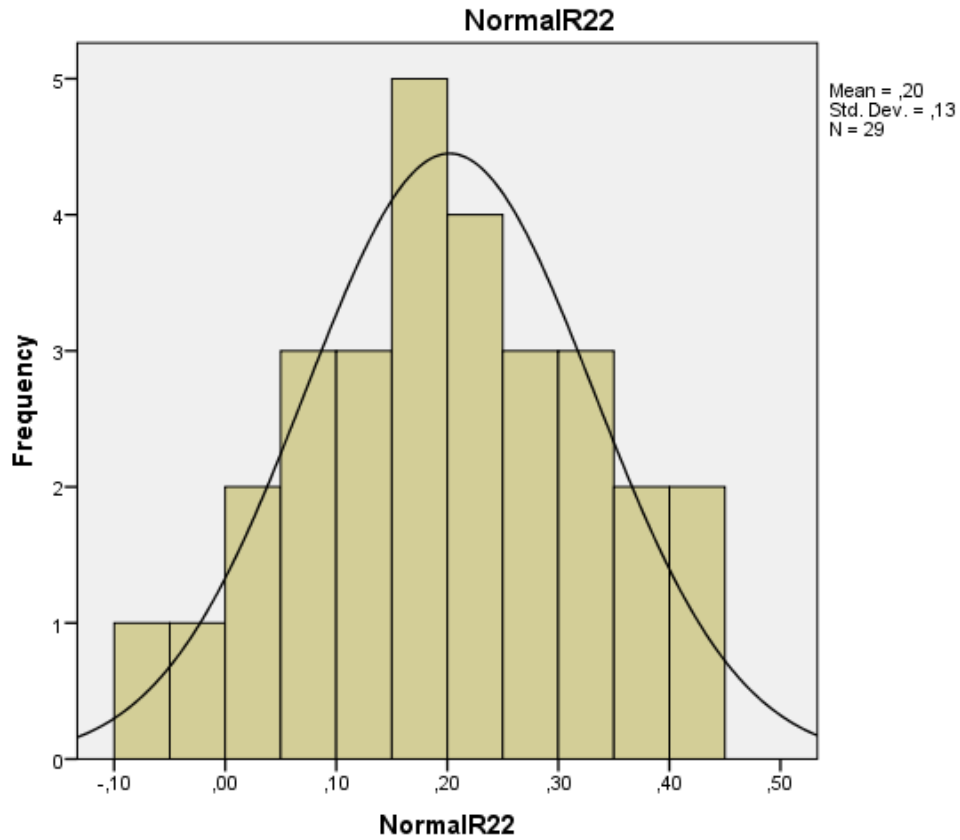
Εικόνα 4-75 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R21



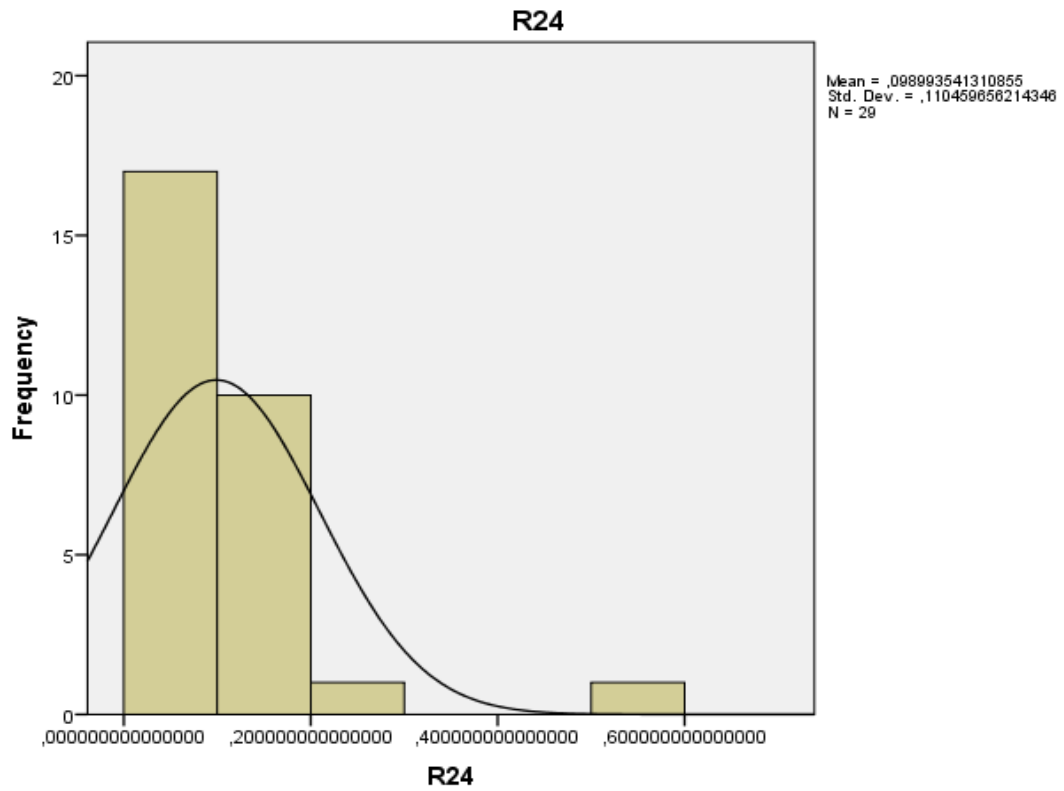
Εικόνα 4-76 Κατανομή μεταβλητής R22



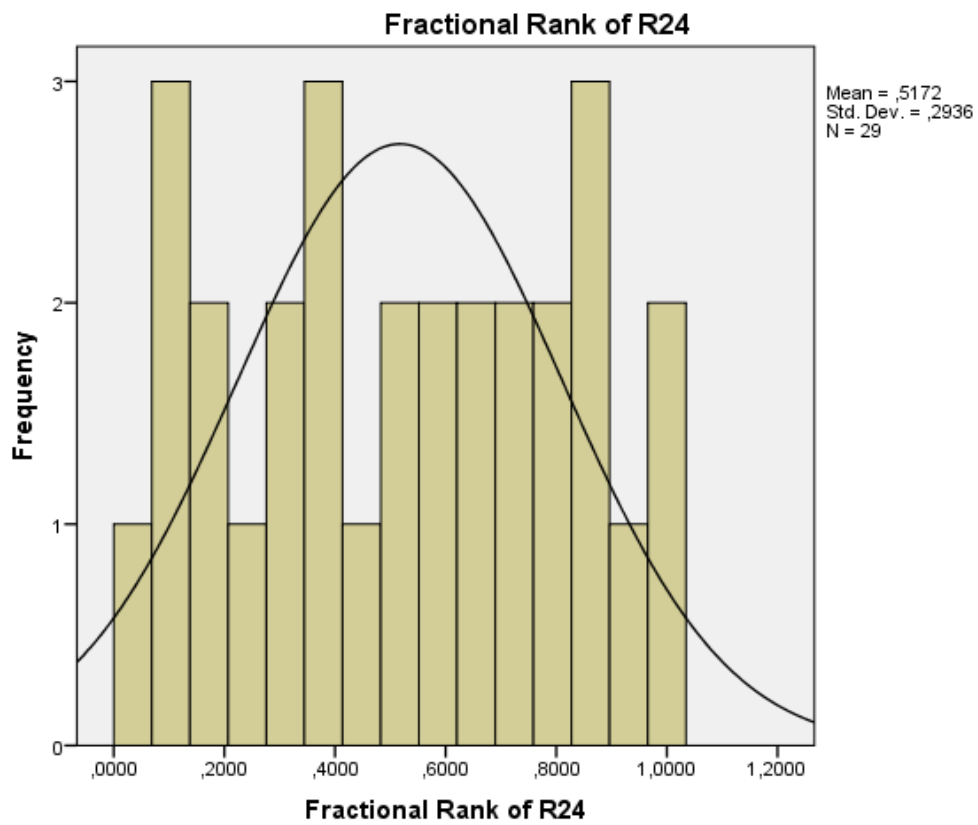
Εικόνα 4-77 Μετατροπή μεταβλητής R22



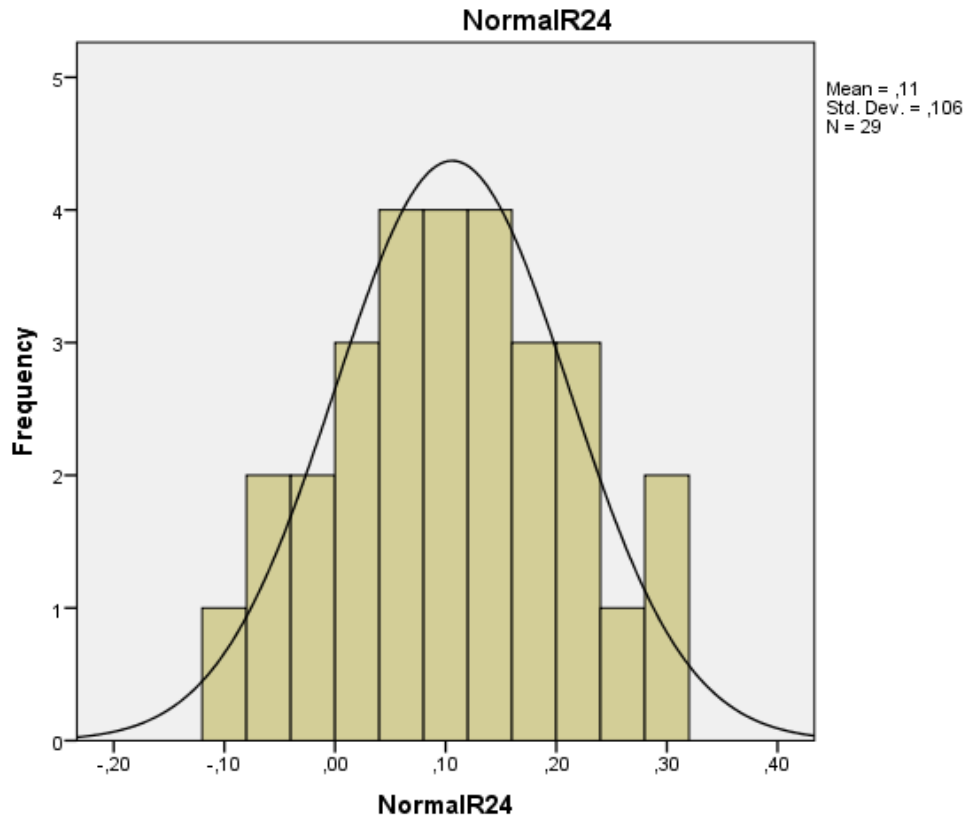
Εικόνα 4-78 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R22



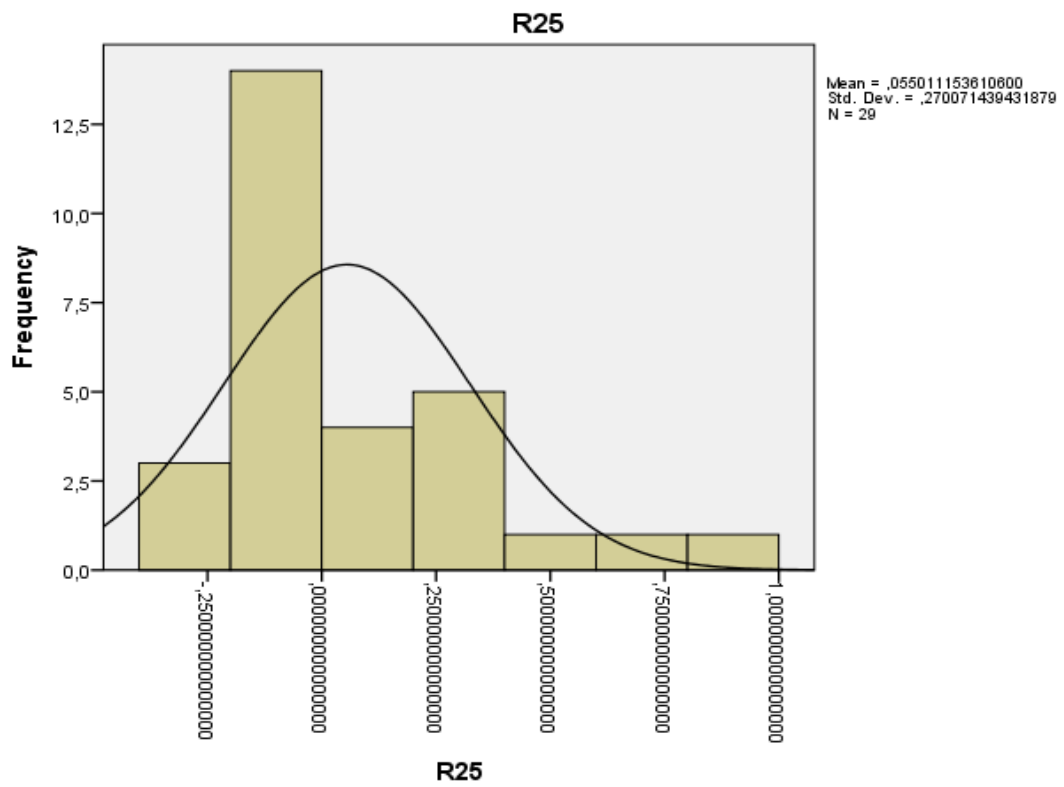
Εικόνα 4-79 Κατανομή μεταβλητής R24



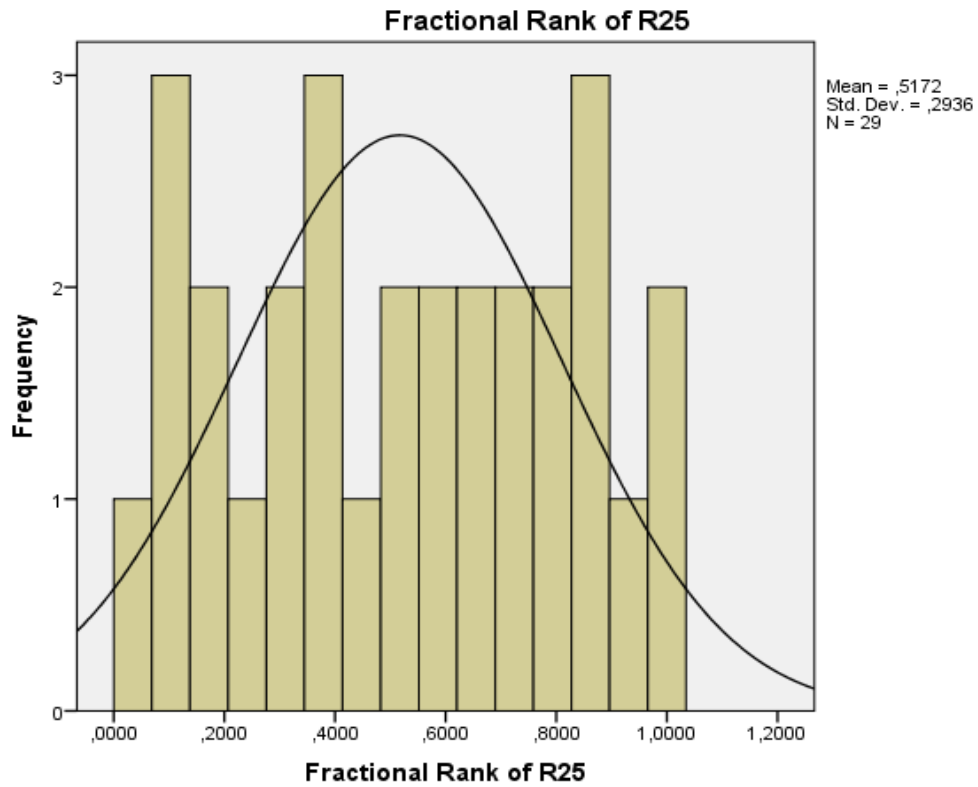
Εικόνα 4-80 Μετατροπή μεταβλητής R24



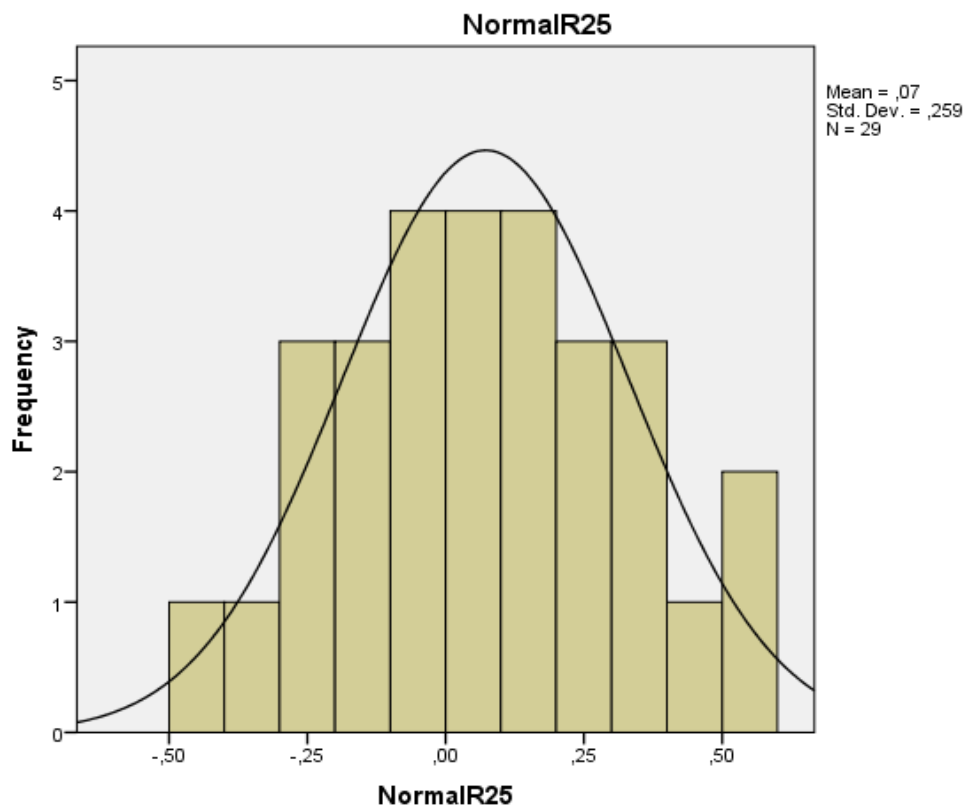
Εικόνα 4-81 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R24



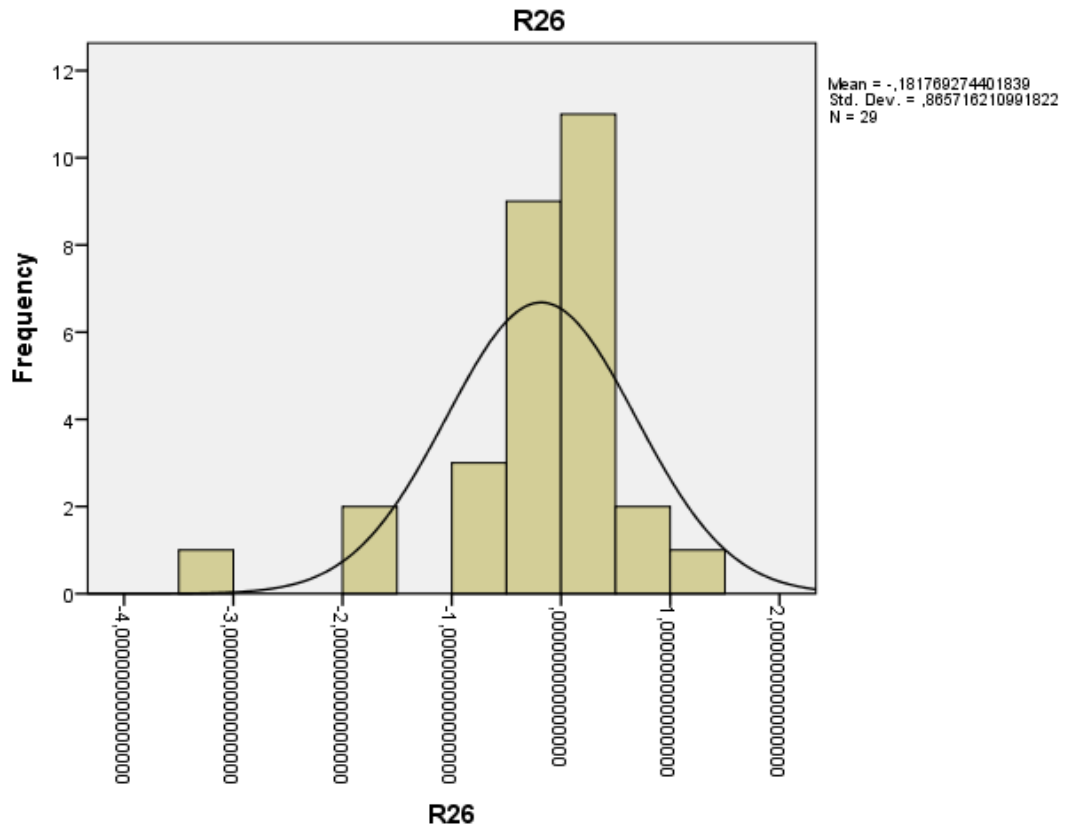
Εικόνα 4-82 Κατανομή μεταβλητής R25



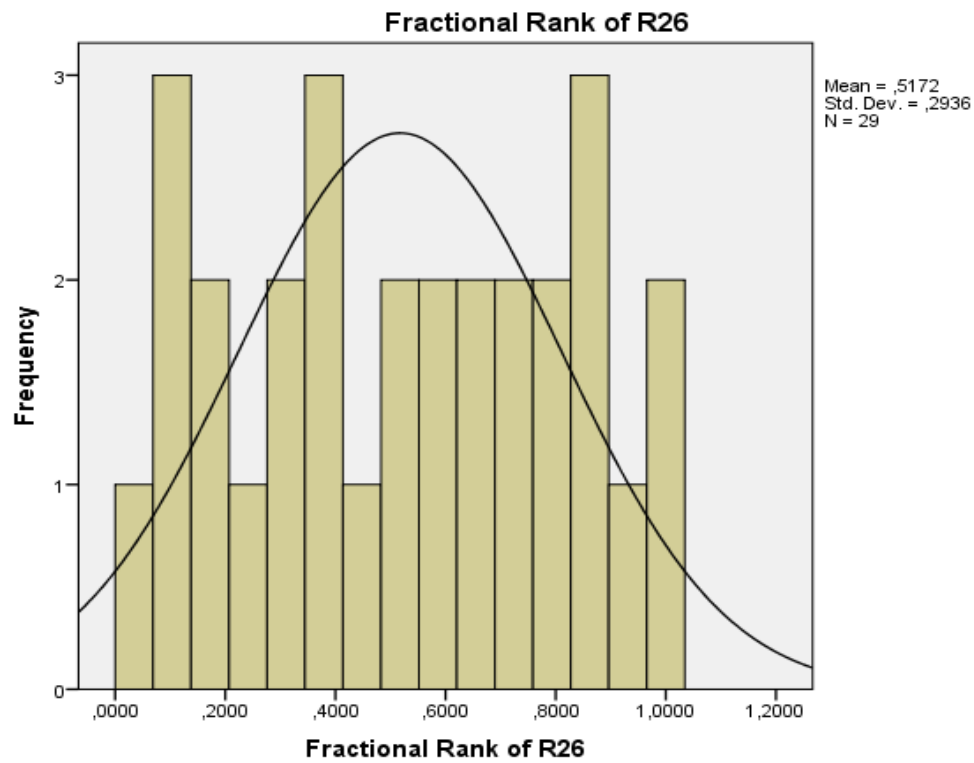
Εικόνα 4-83 Μετατροπή μεταβλητής R25



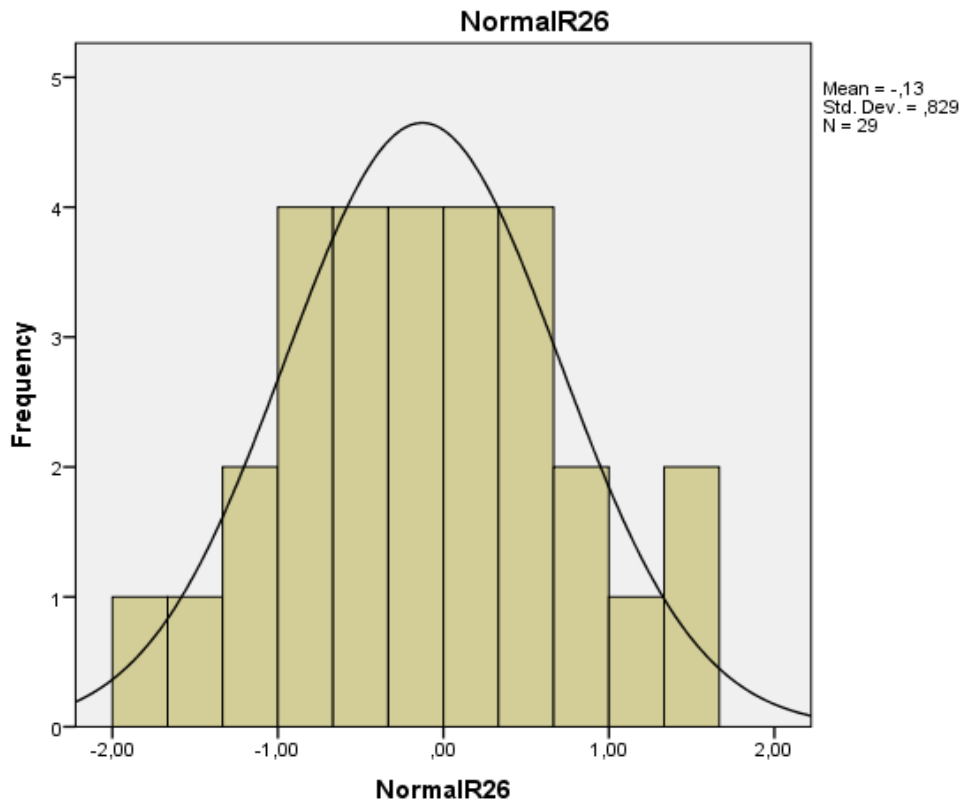
Εικόνα 4-84 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R25



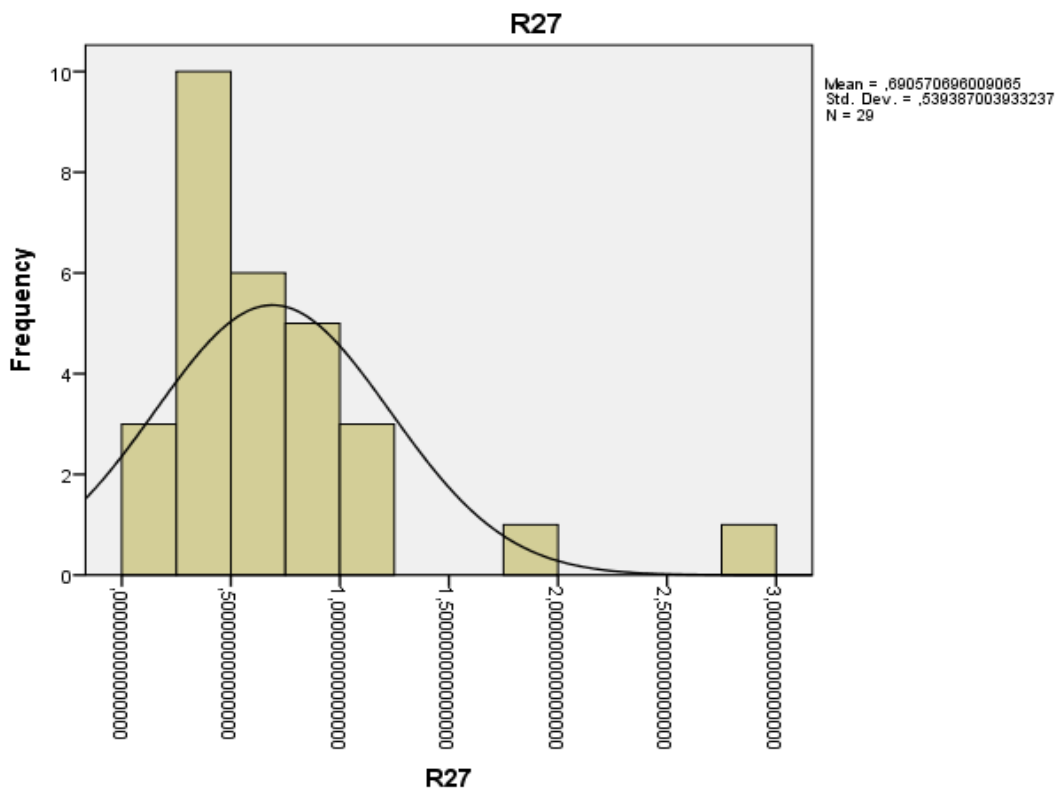
Εικόνα 4-85 Κατανομή μεταβλητής R26



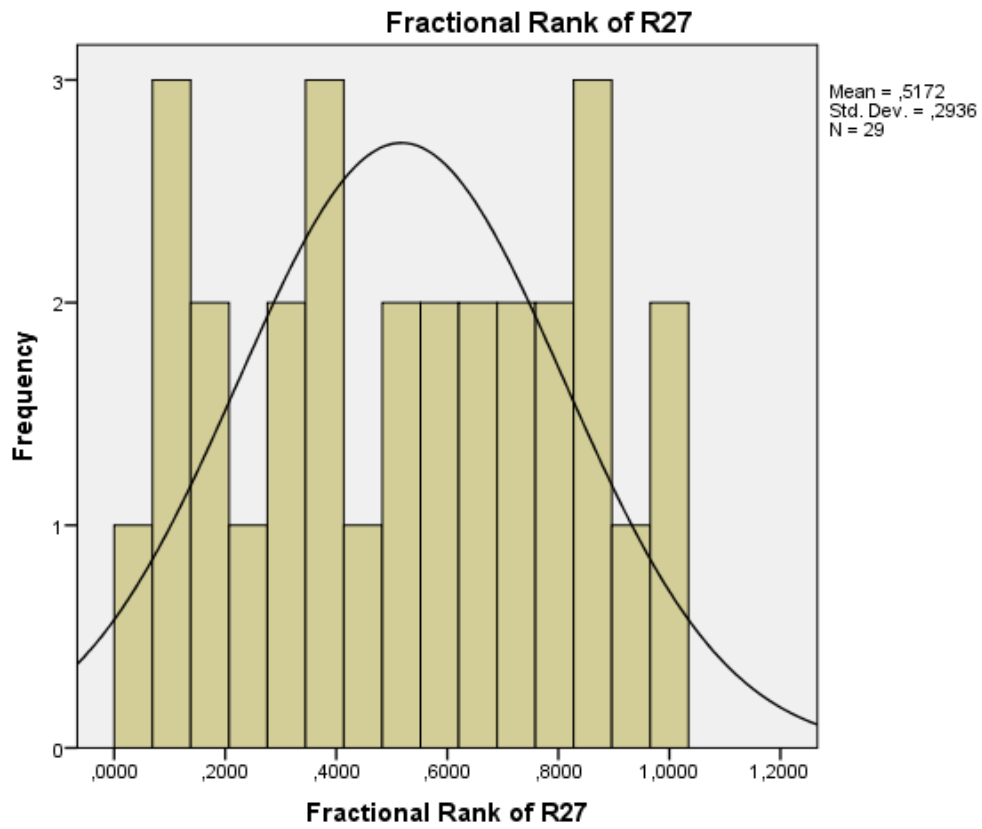
Εικόνα 4-86 Μετατροπή μεταβλητής R26



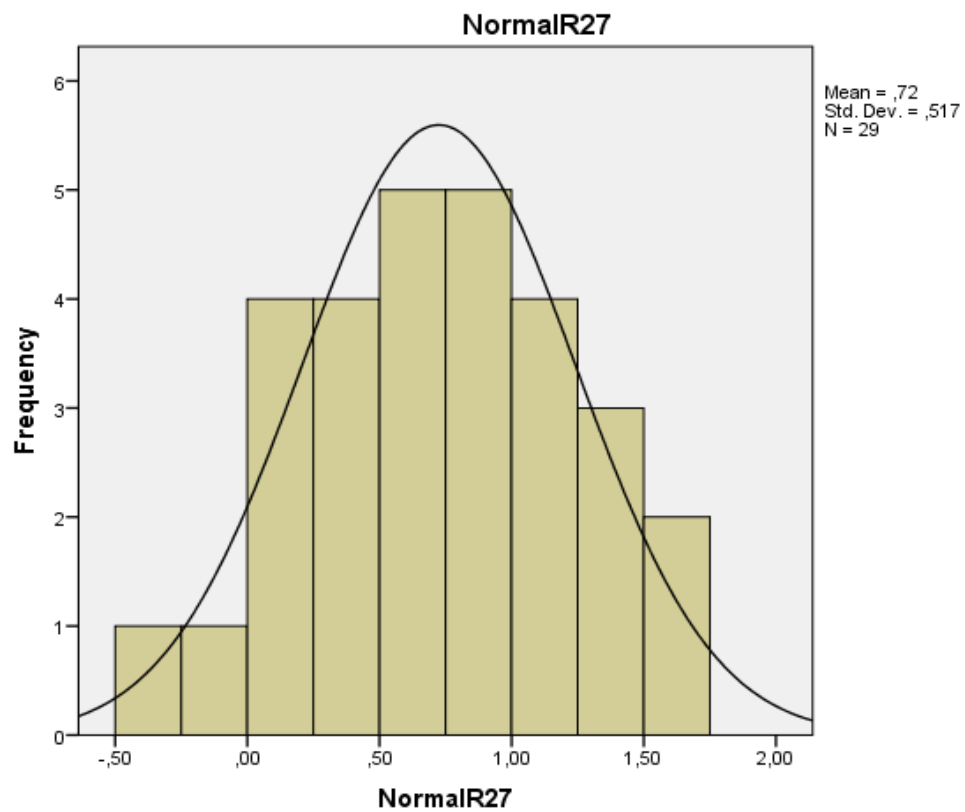
Εικόνα 4-87 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R26



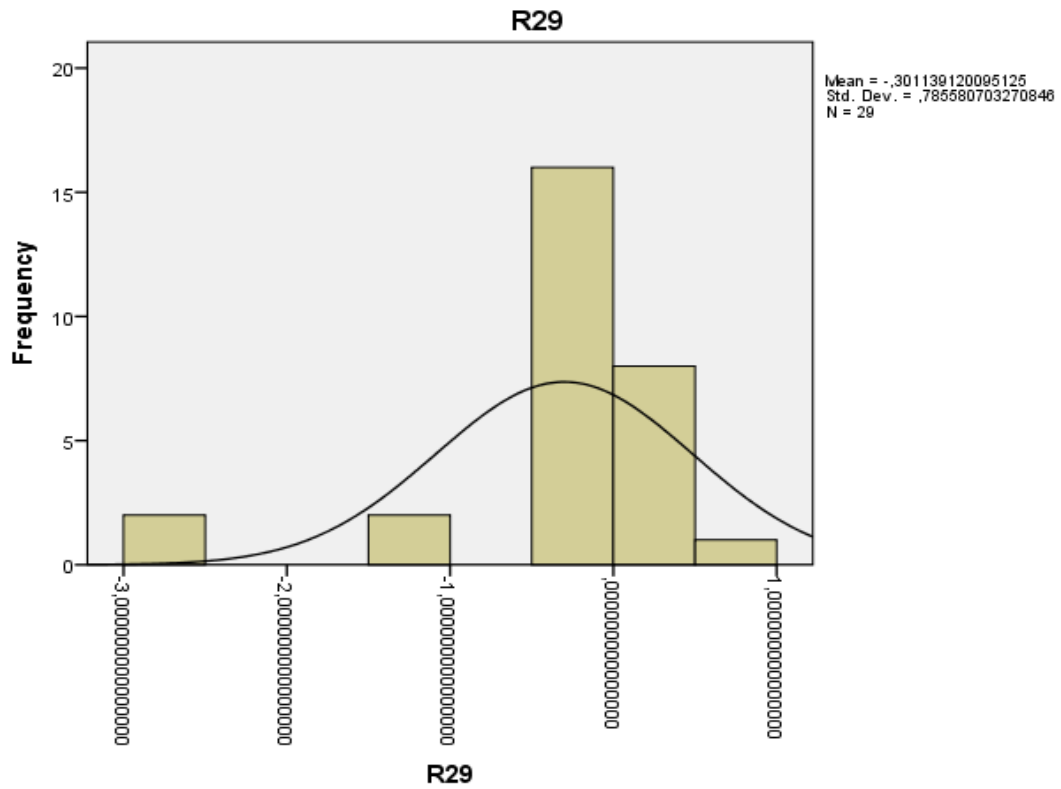
Εικόνα 4-88 Κατανομή μεταβλητής R27



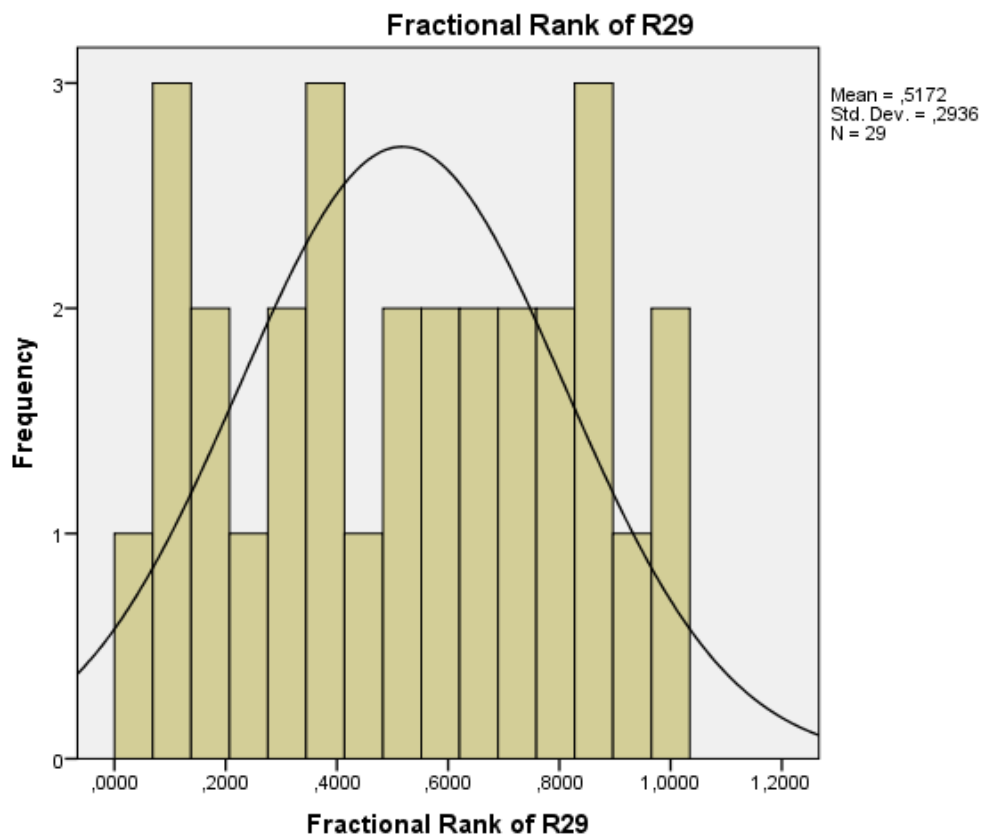
Εικόνα 4-89 Μετατροπή μεταβλητής R27



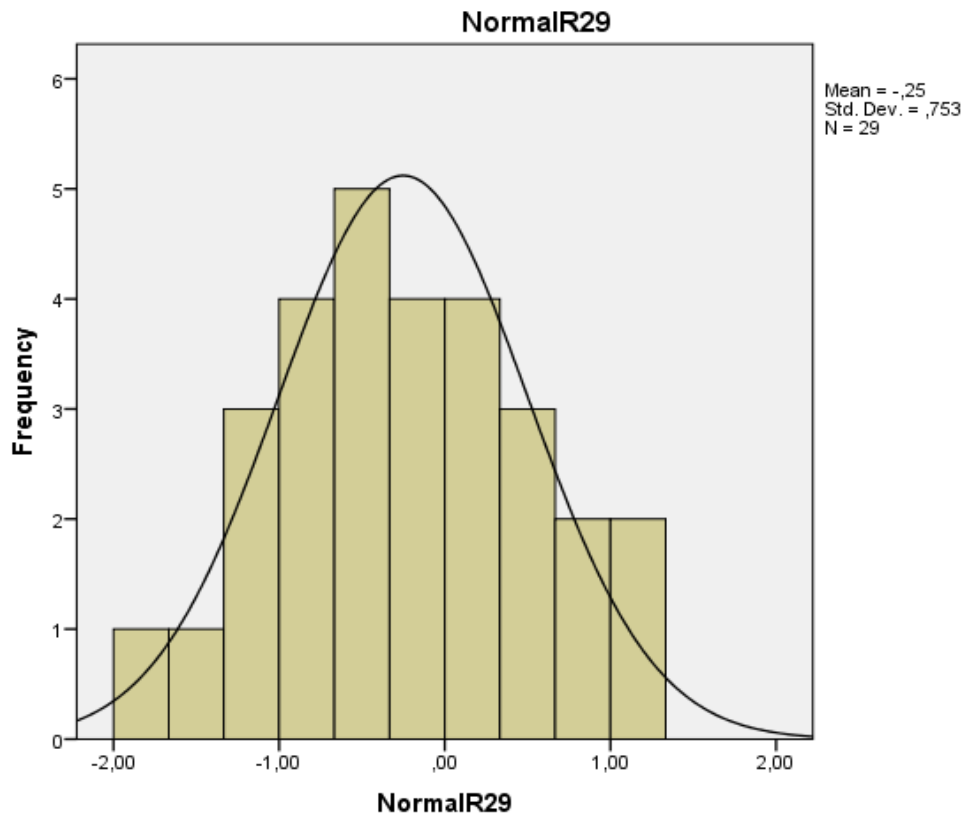
Εικόνα 4-90 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R27



Εικόνα 4-91 Κατανομή μεταβλητής R29



Εικόνα 4-92 Μετατροπή μεταβλητής R29



Εικόνα 4-93 Κανονικοποίηση της μεταβλητής R29

Ο επόμενος περιορισμός που θα πρέπει να τηρείται είναι η διαφοροποίηση των μέσων τιμών των αριθμοδεικτών και γι' αυτό τον λόγο διεξάγεται ο στατιστικός έλεγχος Wilk's Lambda έτσι ώστε να αξιολογηθεί για ποιους αριθμοδείκτες απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση της ισότητας των μέσων. Ο έλεγχος αυτός μεταξύ των δύο εξεταζόμενων ομάδων έδειξε ότι 12 χρηματοοικονομικοί αριθμοδείκτες διαφέρουν σημαντικά μεταξύ πτωχευμένων και υγιών εταιριών και πιο συγκεκριμένα είναι οι R1,R2,R3,R4, R6,R8,R13,R15,R23,R24,R26 και R29 (Πίνακας 4-4). Όπως αναφέραμε και προηγουμένως οι μεταβλητές που έχουν Sig. μικρότερο του 0,05 θεωρούμε πως απορρίπτουν την μηδενική υπόθεση των μέσων των τιμών.

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
R1	0,896	6,518	1,000	56,000	0,013
R2	0,894	6,669	1,000	56,000	0,012
R3	0,804	13,691	1,000	56,000	0,000
R4	0,837	10,945	1,000	56,000	0,002
R5	0,967	1,927	1,000	56,000	0,171
R6	0,830	11,502	1,000	56,000	0,001
R7	1,000	0,013	1,000	56,000	0,909
R8	0,896	6,493	1,000	56,000	0,014
R9	0,940	3,595	1,000	56,000	0,063
R10	0,984	0,900	1,000	56,000	0,347
R12	0,944	3,297	1,000	56,000	0,075
R13	0,907	5,728	1,000	56,000	0,020
R14	0,957	2,530	1,000	56,000	0,117
R15	0,820	12,298	1,000	56,000	0,001
R16	0,973	1,541	1,000	56,000	0,220
R17	0,995	0,278	1,000	56,000	0,600
R18	0,986	0,814	1,000	56,000	0,371
R19	1,000	0,004	1,000	56,000	0,947
R20	0,999	0,054	1,000	56,000	0,817
R21	0,941	3,501	1,000	56,000	0,067
R22	0,999	0,044	1,000	56,000	0,835
R23	0,817	12,579	1,000	56,000	0,001
R24	0,913	5,354	1,000	56,000	0,024
R25	0,941	3,528	1,000	56,000	0,066
R26	0,901	6,169	1,000	56,000	0,016
R27	0,994	0,357	1,000	56,000	0,552
R29	0,886	7,216	1,000	56,000	0,009

Πίνακας 4-4 Έλεγχος ισότητας μέσω των τιμών

Εφόσον έχουν επιλεγθεί οι 12 αριθμοδείκτες για τους οποίους απορρίπτεται η υπόθεση της ισότητας των μέσων όρων μεταξύ των δύο ομάδων, πραγματοποιείται σε αυτούς ο έλεγχος Levene, ο οποίος εξετάζει την ισότητα των πινάκων συνδιακύμανσης. Πιο συγκεκριμένα μέσω του ελέγχου αυτού θέλουμε να διαπιστώσουμε ότι δεν παρουσιάζονται σημαντικές διαφορές στις συνδιακυμάνσεις των δύο ομάδων, γεγονός το οποίο σημαίνει ότι η τιμή Sig. από το Levene's test θα πρέπει να είναι μεγαλύτερη από 0,1. Οι αριθμοδείκτες για τους οποίους τηρείται η υπόθεση αυτή είναι οι R2, R3, R8 και R23. Οι αριθμοδείκτες αυτοί είναι χρήσιμοι διότι ακόμα κι αν ο έλεγχος Box's M δεν δώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα, μέσω

του ελέγχου Levene μπορεί με εξαχθεί με ασφάλεια το συμπέρασμα πως η απαιτούμενη ισότητα των συνδιακυμάνσεων ισχύει.

	Levene Statistic	df1	df2	Sig.
R1	12,133	1,000	56,000	0,001
R2	0,410	1,000	56,000	0,524
R3	0,522	1,000	56,000	0,473
R4	12,215	1,000	56,000	0,001
R6	5,878	1,000	56,000	0,019
R8	0,161	1,000	56,000	0,689
R13	34,003	1,000	56,000	0,000
R15	8,248	1,000	56,000	0,006
R23	0,536	1,000	56,000	0,467
R24	15,257	1,000	56,000	0,000
R26	14,221	1,000	56,000	0,000
R29	22,693	1,000	56,000	0,000

Πίνακας 4-5 Έλεγχος ισότητας συνδιακυμάνσεων

Στην συνέχεια χρησιμοποιώντας τους τέσσερις αριθμοδείκτες για τους οποίους πληρούνται οι βασικές προϋποθέσεις της Διακριτικής Ανάλυσης, εφαρμόστηκε η Διακριτική Ανάλυση με την σταδιακή μέθοδο. Για την εκτέλεση της σταδιακής μεθόδου χρησιμοποιήθηκε αρχικά ως τιμή εισόδου στην συνάρτηση μία τιμή της F ίση με 3,84, ενώ ως τιμή εξόδου μία τιμή ίση με 2,71. Κατά αυτό τον τρόπο όμως η διακριτική συνάρτηση που προέκυπτε αποτελούνταν μόνο από την R3. Προκειμένου να αυξηθεί ο αριθμός των ανεξάρτητων μεταβλητών που θα εισαχθούν στο μοντέλο ώστε να σχηματιστεί η τελική διακριτική συνάρτηση και να αυξηθεί η κανονική συσχέτιση μεταξύ των διακριτικών βαθμολογιών και των ομάδων ταξινόμησης, μειώθηκε η τιμή εισόδου στο 0,16.

Κατά αυτό τον τρόπο, εισάχθηκαν ακόμα δύο αριθμοδείκτες στο μοντέλο, αφού αποδείχθηκε πως οι μεταβλητές R3, R8 και R23 είναι εκείνες που ελαχιστοποιούν το Wilk's Lambda. Οι μη τυποποιημένοι συντελεστές τους φαίνονται στον παρακάτω πίνακα με την βοήθεια του οποίου μπορούμε να σχηματίσουμε την διακριτική συνάρτηση:

Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function
	1
R3	28,036
R8	-0,435
R23	23,850
(Constant)	-26,590
Unstandardized coefficients	

Πίνακας 4-6 Μη τυποποιημένοι συντελεστές διακριτικής συνάρτησης

$$Z = -26,59 + 28,036R3 - 0,435R8 + 23,85R23 \text{ (Εξίσωση 2)}$$

Χρησιμοποιώντας τις τιμές των αριθμοδεικτών R3, R8 και R23, καθώς και την διακριτική συνάρτηση σε κάθε εταιρία του εξεταζόμενου δείγματος, υπολογίζουμε τις διακριτικές βαθμολογίες όλων των εταιριών (Πίνακας 4-7).

Πτωχευμένες	Διακριτική Βαθμολογία	Υγιείς	Διακριτική Βαθμολογία
ALAPIS	0,10	ΜΟΤΟΡ ΟΪΛ ΔΙΥΛΙΣΤΗΡΙΑ ΚΟΡΙΝΘΟΥ	2,15
ALPHA GRISSIN	3,39	SPACE HELLAS ΑΕ	0,68
ALTEC TELECOMS	1,60	A.S. ΕΜΠΟΡΙΚΗ-ΒΙΟΜ. ΕΤΑΙΡΙΑ Η/Υ & ΠΑΙΧΝΙΔΙΩΝ Α.Ε.	-1,11
ΒΕΤΑΝΕΤ ΑΒΕΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	-0,37	ΔΑΙΟΣ ΠΛΑΣΤΙΚΑ Α.Β.Ε.Ε.	-1,19
MICROLAND ΑΕΒΕ	0,50	ΒΥΤΕ COMPUTER Α.Β.Ε.Ε.	-1,54
SATO ΑΕ	0,21	ΑΡΤΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΚΑΡΑΜΟΛΕΓΚΟΣ ΑΕ	-0,24
SPRIDER STORES Α.Ε.	0,01	ΠΛΑΙΣΙΟ COMPUTERS ΑΕΒΕ	0,32
ΑΤΛΑΝΤΙΚ ΣΟΥΠΕΡ ΜΑΡΚΕΤ ΑΕΕ	1,06	ΑΥΤΟHELLAS ΑΝΩΝΥΜΟΣ ΤΟΥΡΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΕΜΠΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΙΑ	-0,61
ΑΤΤΙΚΑΤ	0,00	ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΑΕ	-1,12
ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ	-0,15	ΔΟΜΙΚΗ ΚΡΗΤΗΣ Α.Ε.	-0,79
ΒΙΟΤΕΡ ΑΕ	0,26	ΣΙΔΗΡΕΜΠΟΡΙΚΗ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ ΣΙΔΜΑ ΑΕ	1,19
ΔΙΑΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ ΑΒΕΕ	1,92	ΓΡ.ΣΑΡΑΝΤΗΣ ΑΒΕΕ	0,33
ΔΙΕΚΑΤ ΑΤΕ	1,16	ΙΝΤΡΑΚΟΜ ΚΑΤΑΣΚΕΥΕΣ ΑΕ ΤΕΧΝ.ΕΡΓΩΝ ΚΑΙ ΜΕΤΑ.ΚΑΤ.	-1,50
ΕΔΡΑΣΗ-Χ. ΨΑΛΛΙΔΑΣ ΑΤΕ	0,25	ΤΕΧΝΙΚΗ ΟΛΥΜΠΙΑΚΗ ΑΕ	-2,27
ΕΙΚΟΝΑ & ΗΧΟΣ ΑΕΕ	0,67	ΙΝΤΕΡΤΕΚ ΑΕ ΔΙΕΘΝΕΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ	-0,88
ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΛΥΜΠΕΡΗ ΑΕ	0,88	ΒΙΣ Α.Ε.	0,07
ΕΛΕΥΘΕΡΗ ΤΗΛΕΟΡΑΣΗ ΑΕ (ALTER)	1,16	ΙΝΤΡΑΛΟΤ ΑΕ	-0,13
ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	-1,24	ΑΓΡΟΤΙΚΟΣ ΟΙΚΟΣ ΣΠΥΡΟΥ ΑΕΒΕ	-1,15
ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΠΛΑΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΕΛΑΣΤΙΚΟΥ ΑΡΙΣΤΟΒΟΥΛΟΣ Γ. ΠΕΤΖΕΤΑΚΙΣ	1,95	FRIGOGLOSS ΑΕΒΕ	-1,35
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΘΗΝΩΝ	2,43	ΝΕΧΑΝΣ ΕΛΛΑΣ Α.Β.Ε.	-0,50
ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ	-0,44	FLEXORACK ΑΕΒΕΠ	-0,61
ΛΑΝ-NET ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ ΑΕ	0,09	ΝΤΡΟΥΚΦΑΡΜΠΕΝ ΕΛΛΑΣ ΑΕΒΕ	-0,06
ΜΑΡΑΚ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΒΕΕ	1,48	Γ.Ε. ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ Α.Ε.Ε.	-0,50
ΜΠΑΜΠΗΣ ΒΩΒΟΣ ΑΕ	0,67	ΤΙΤΑΝ ΑΝΩΝΥΜΗ ΕΤΑΙΡΙΑ ΤΣΙΜΕΝΤΩΝ	-0,54
ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΒΕΕ	-0,55	ΝΗΡΕΥΣ ΑΕ	-0,71
ΣΕΛΜΑΝ ΑΕ	0,59	ΑΛΟΥΜΥΛ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΥ Α.Ε.	-0,28
ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΙΚΡΟΪΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΑΕ (PC SYSTEMS)	0,37	PROFILE ΑΕΒΕ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ	-1,12
Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ	-0,62	ΠΗΓΑΣΟΣ ΕΚΔΟΤΙΚΗ ΑΕ	-0,71
ΧΑΤΖΗΓΩΑΝΝΟΥ	-1,80	ΒΙΟΚΑΡΠΕΤ Α.Ε.	-1,37

Πίνακας 4-7 Σκορ εταιριών με τους μη τυποποιημένους συντελεστές

Έπειτα από τις διακριτικές βαθμολογίες μας ενδιαφέρει να δούμε και την τιμή του ελέγχου Wilk's Lambda, ο οποίος εξετάζει τις μεταβλητές διάκρισης συγχρόνως ώστε να δούμε εάν υπάρχει στατιστικά σημαντική διαφορά μεταξύ των δύο ομάδων. Εφόσον το Sig. του εν λόγω ελέγχου είναι μικρότερο του 0,05 καθώς αγγίζει το 0,003 (Πίνακας 4-8) τότε μπορούμε να πούμε με ασφάλεια πως η συνάρτηση διάκρισης είναι στατιστικά σημαντική. Το γεγονός επίσης πως η συνάρτηση αποτελεί γραμμικό συνδυασμό των διακριτικών μεταβλητών ενισχύει την προηγούμενη διαπίστωση ακόμα περισσότερο.

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,770	14,259	3	0,003

Πίνακας 4-8 Έλεγχος στατιστικής σημαντικότητας της Διακριτικής Συνάρτησης

Αξίζει να σημειωθεί πως το μοντέλο διάκρισης που δημιουργήθηκε, παρουσιάζει Box's M μεγαλύτερο του 0,1, γεγονός που πιστοποιεί πως ισχύει η μηδενική υπόθεση της ισότητας των συνδιακυμάνσεων των μεταβλητών διάκρισης ανάμεσα στις δύο ομάδες (Πίνακας 4-9).

Box's		
M		10,88789
F	Approx.	1,709
	df1	6
	df2	22721,208
	Sig.	0,114

Πίνακας 4-9 Έλεγχος ισότητας των συνδιακυμάνσεων των διακριτικών μεταβλητών στις δύο ομάδες

Ένα άλλο σημαντικό σημείο στο οποίο πρέπει να σταθούμε είναι η τιμή της κανονικής συσχέτισης η οποία είναι και το σημαντικότερο στοιχείο του ακόλουθου πίνακα (Πίνακας 4-10), καθώς αποτελεί ένα μέτρο ισάξιο του συντελεστή συσχέτισης Pearson και δείχνει την συσχέτιση μεταξύ των διακριτικών βαθμολογιών και των ομάδων.

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	,299 ^a	100	100	0,480
a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.				

Πίνακας 4-10 Κανονική συσχέτιση μεταξύ των διακριτικών βαθμολογιών και των ομάδων ταξινόμησης

Στον επόμενο πίνακα (Πίνακας 4-11) στην δεύτερη στήλη, μπορούμε να δούμε μέσω των τυποποιημένων συντελεστών των μεταβλητών της διακριτικής συνάρτησης, την σχετική συνεισφορά τους στην συνάρτηση. Από τις τιμές τους προκύπτει ότι την σημαντικότερη συνεισφορά την παρέχει η μεταβλητή R3. Στην Τρίτη στήλη εμφανίζονται οι τιμές των συντελεστών δομής οι οποίοι δείχνουν την συσχέτιση του κάθε αριθμοδείκτη με την διακριτική συνάρτηση δηλαδή την σπουδαιότητα του κάθε αριθμοδείκτη. Σύμφωνα λοιπόν με τις τιμές αυτές, η σημαντικότερη μεταβλητή είναι η R3 (Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού), γεγονός που σημαίνει πως η συνάρτηση διάκρισης αντιπροσωπεύει καλύτερα εταιρίες με μεγάλη αναλογία Συνολικών Υποχρεώσεων προς το Σύνολο Ενεργητικού. Αξιοσημείωτο είναι επίσης ότι οι δύο στήλες ταυτίζονται ως προς το ποια είναι η μεταβλητή με την μεγαλύτερη συνεισφορά στη συνολική διαφοροποίηση.

Variables	Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	Structure Matrix Coefficients
R3	5,137	0,904
R23	4,374	-0,867
R8	-0,234	-0,623

Πίνακας 4-11 Έλεγχος σπουδαιότητας μεταβλητών

Με την χρήση των διακριτικών βαθμολογιών που προέκυψαν από την εξίσωση με τους μη τυποποιημένους συντελεστές (Εξίσωση 2), προκύπτει η μέση διακριτική βαθμολογία για τις πτωχευμένες και υγιείς εταιρίες (Πίνακας 4-12) η οποία είναι 0,537 και -0,537 αντίστοιχα.

State	Function
	1
0	-0,537
1	0,537

Πίνακας 4-12 Κεντροειδή διακριτικών βαθμολογιών

Μέσω των γραμμικών διακριτικών συντελεστών του Fisher (Πίνακας 4-13) για κάθε κατάσταση της κάθε εταιρίας (πτωχευμένη ή υγιής), προκύπτουν δύο συναρτήσεις ταξινόμησης.

Variables	Classification Coefficients	
	Status	
	0	1
R3	3789,561	3819,691
R8	0,845	0,377
R23	3784,616	3810,248
(Constant)	-1936,606	-1965,182

Πίνακας 4-13 Διακριτικοί συντελεστές εξισώσεων Fisher

Οι συναρτήσεις ταξινόμησης είναι οι εξής:

- Υγιείς = $-1936,606 + 3789,561R3 + 0,845R8 + 3784,616R23$
- Πτωχευμένες = $-1965,182 + 3819,691R3 + 0,377R8 + 3810,248R23$

Οι συναρτήσεις αυτές βοηθούν στην ταξινόμηση των παρατηρήσεων στις δύο ομάδες καθώς κάθε παρατήρηση εξετάζεται ως προς και τις δύο συναρτήσεις και τελικά ταξινομείται στην ομάδα με την μεγαλύτερη βαθμολογία (Πίνακας 4-14).

Μέσω των δύο αυτών συναρτήσεων δημιουργείται η Γραμμική συνάρτηση διάκρισης (Εξίσωση 3):

$$Z = [-1936,606 - (-1965,182)] + (3789,561 - 3819,691)R3 + (0,845 - 0,377)R8 + (3784,616 - 3810,248)R23 = 28,576 - 30,13R3 + 0,468R8 - 25,632R23 \text{ (Εξίσωση 3)}$$

Πτωχευμένες	Συνάρτηση Πτωχευμένων	Συνάρτηση Υγιών	Ταξινόμηση	Υγιείς	Συνάρτηση Πτωχευμένων	Συνάρτηση Υγιών	Ταξινόμηση
ALAPIS	2125,703	2125,594	1	ΜΟΤΟΡ ΟΪΛ ΔΙΥΛΙΣΤΗΡΙΑ ΚΟΡΙΝΘΟΥ	2080,460	2078,155	1
ALPHA GRISSIN	2126,069	2122,423	1	SPACE HELLAS ΑΕ	1969,499	1968,768	1
ALTEC TELECOMS	1964,564	1962,850	1	Α.Σ. ΕΜΠΟΡΙΚΗ-ΒΙΟΜ. ΕΤΑΙΡΙΑ Η/Υ & ΠΑΙΧΝΙΔΙΩΝ Α.Ε.	1914,701	1915,895	0
ΒΕΤΑΝΕΤ ΑΒΕΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	1955,234	1955,628	0	ΔΑΙΟΣ ΠΛΑΣΤΙΚΑ Α.Β.Ε.Ε.	1911,066	1912,351	0
MICROLAND ΑΕΒΕ	1933,829	1933,287	1	ΒΥΤΕ COMPUTER Α.Β.Ε.Ε.	1935,846	1937,498	0
SATO ΑΕ	1935,000	1934,776	1	ΑΡΤΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΚΑΡΑΜΟΛΕΓΚΟΣ ΑΕ	1916,030	1916,290	0
SPRIDER STORES Α.Ε.	1943,349	1943,341	1	ΠΛΑΙΣΙΟ COMPUTERS ΑΕΒΕ	1929,807	1929,458	1
ΑΤΛΑΝΤΙΚ ΣΟΥΠΕΡ ΜΑΡΚΕΤ ΑΕΕ	1943,495	1942,350	1	ΑΥΤΟΝΕΛΛΑΣ ΑΝΩΝΥΜΟΣ ΤΟΥΡΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΕΜΠΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΙΑ	1913,728	1914,386	0
ΑΤΤΙΚΑΤ	1937,073	1937,072	1	ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΑΕ	1927,517	1928,716	0
ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ	2037,320	2037,483	0	ΔΟΜΙΚΗ ΚΡΗΤΗΣ Α.Ε.	1909,275	1910,124	0
ΒΙΟΤΕΡ ΑΕ	1933,011	1932,732	1	ΣΙΔΗΡΕΜΠΟΡΙΚΗ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ ΣΙΔΜΑ ΑΕ	2002,938	2001,657	1
ΔΙΑΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ ΑΒΕΕ	1999,776	1997,708	1	ΓΡ.ΣΑΡΑΝΤΗΣ ΑΒΕΕ	1838,898	1838,539	1
ΔΙΕΚΑΤ ΑΤΕ	1955,388	1954,138	1	ΙΝΤΡΑΚΟΜ ΚΑΤΑΣΚΕΥΕΣ ΑΕ ΤΕΧΝ.ΕΡΓΩΝ ΚΑΙ ΜΕΤΑ.ΚΑΤ.	1918,057	1919,665	0
ΕΔΡΑΣΗ-Χ. ΨΑΛΛΙΔΑΣ ΑΤΕ	1932,853	1932,587	1	ΤΕΧΝΙΚΗ ΟΛΥΜΠΙΑΚΗ ΑΕ	1832,286	1834,722	0
ΕΙΚΟΝΑ & ΗΧΟΣ ΑΕΕ	1935,110	1934,388	1	ΙΝΤΕΡΤΕΚ ΑΕ ΔΙΕΘΝΕΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ	2075,388	2076,330	0
ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΛΥΜΠΕΡΗ ΑΕ	1939,841	1938,894	0	ΒΙΣ Α.Ε.	1938,554	1938,475	1
ΕΛΕΥΘΕΡΗ ΘΗΛΕΟΡΑΣΗ ΑΕ (ALTER)	1948,507	1947,263	1	ΙΝΤΡΑΛΟΤ ΑΕ	1951,045	1951,183	0
ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	1787,642	1788,978	0	ΑΓΡΟΤΙΚΟΣ ΟΙΚΟΣ ΣΠΥΡΟΥ ΑΕΒΕ	1947,191	1948,426	0
ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΠΛΑΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΕΛΑΣΤΙΚΟΥ ΑΡΙΣΤΟΒΟΥΛΟΣ Γ. ΠΕΤΖΕΤΑΚΙΣ	1880,425	1878,330	1	FRIGOGLOSS ΑΕΒΕ	1965,781	1967,233	0
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΘΗΝΩΝ	2037,757	2035,145	1	ΝΕΧΑΝΣ ΕΜΛΑΣ Α.Β.Ε.	1909,430	1909,970	0
ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ	1964,610	1965,083	0	FLEXORACK ΑΕΒΕΠ	1909,595	1910,251	1
ΛΑΝ-ΝΕΤ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ ΑΕ	1933,853	1933,761	1	ΝΤΡΟΥΚΦΑΡΜΠΕΝ ΕΜΛΑΣ ΑΕΒΕ	1923,959	1924,026	0
ΜΑΡΑΚ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΒΕΕ	1978,525	1976,939	1	Γ.Ε. ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ Α.Ε.Ε.	1911,683	1912,215	0
ΜΠΑΜΠΗΣ ΒΩΒΟΣ ΑΕ	1932,823	1932,101	1	ΤΙΤΑΝ ΑΝΩΝΥΜΗ ΕΤΑΙΡΙΑ ΤΣΙΜΕΝΤΩΝ	1909,041	1909,626	0
ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΒΕΕ	1978,301	1978,896	0	ΝΗΡΕΥΣ ΑΕ	1910,490	1911,252	1
ΣΕΛΜΑΝ ΑΕ	2100,903	2100,265	1	ΑΛΟΥΜΥΛ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΥ Α.Ε.	1919,541	1919,841	0
ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΙΚΡΟΫΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΑΕ (PC SYSTEMS)	1937,441	1937,042	1	PROFILE ΑΕΒΕ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ	1912,566	1913,825	0
Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ	1999,690	2000,357	0	ΠΗΓΑΣΟΣ ΕΚΔΟΤΙΚΗ ΑΕ	1921,499	1922,260	0
ΧΑΤΖΗΓΙΑΝΝΟΥ	1871,996	1873,926	0	ΒΙΟΚΑΡΠΕΤ Α.Ε.	1998,761	2000,234	0

Πίνακας 4-14 Ταξινόμηση παρατηρήσεων βάσει των εξισώσεων Fisher

Με βάση τον Πίνακα 17 προέκυψαν τα αποτελέσματα του Πίνακα 4-15. Από τον Πίνακα αποτελεσμάτων ταξινόμησης φαίνεται πως το 77,6 % των παρατηρήσεων του δείγματος ταξινομήθηκε σωστά και αποτελεί το ποσοστό που εκφράζει την συνολική αναλογία επιτυχίας του μοντέλου. Οι υγιείς εταιρίες που ταξινομήθηκαν σωστά αποτελούν το 79,3% των εταιριών της ομάδας των Υγιών, γεγονός που σημαίνει πως το σφάλμα τύπου Ι είναι στο 20,7 %. Με βάση τον πίνακα 24 φαίνεται πως δεν ταξινομήθηκαν σωστά ως υγιείς οι εταιρίες SPACE HELLAS ΑΕ, ΒΙΣ Α.Ε., ΓΡ.ΣΑΡΑΝΤΗΣ ΑΒΕΕ, ΜΟΤΟΡ ΟΪΛ ΔΙΥΛΙΣΤΗΡΙΑ ΚΟΡΙΝΘΟΥ, ΠΛΑΙΣΙΟ COMPUTERS ΑΕΒΕ και ΣΙΔΗΡΕΜΠΟΡΙΚΗ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ ΣΙΔΜΑ ΑΕ. Από την άλλη, οι πτωχευμένες

εταιρίες που ταξινομήθηκαν σωστά αποτελούν το 75,9 % των εταιριών της ομάδας των Πτωχευμένων, με το σφάλμα τύπου II να αγγίζει το 24,1%. Με βάση τον πίνακα 24 φαίνεται πως δεν ταξινομήθηκαν σωστά ως πτωχευμένες οι εταιρίες ΒΕΤΑΝΕΤ ΑΒΕΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ, ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ, ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ, ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ, ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΒΕΕ, Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ και ΧΑΤΖΗΩΑΝΝΟΥ.

State			Predicted Group Membership		Total
			0	1	
Original	Count	0	23	6	29
		1	7	22	29
	%	0	79,3	20,7	100,0
		1	24,1	75,9	100,0
Cross-validated	Count	0	22	7	29
		1	10	19	29
	%	0	75,9	24,1	100,0
		1	34,5	65,5	100,0

Πίνακας 4-15 Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης

Το κριτήριο της μέγιστης πιθανότητας μας παρέχει ένα αποδεκτό επίπεδο ακρίβειας πρόβλεψης ίσο με 50 % (29 πτωχευμένες εταιρίες προς 58 εταιρίες του συνολικού εξεταζόμενου δείγματος). Επομένως εφόσον η αναλογία επιτυχίας είναι μεγαλύτερη από 50%, η διακριτική συνάρτηση είναι αξιόπιστη για προβλέψεις. Με βάση το κριτήριο της Αναλογικής Πιθανότητας πρέπει να υπολογιστεί το αποδεκτό επίπεδο ακρίβειας C_{PRO} . Το αποδεκτό επίπεδο ακρίβειας για το μοντέλο μας υπολογίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$C_{PRO} = 0,52 + (1 - 0,5)^2 = 0,25 + 0,25 = 0,5$$

Η αναλογία επιτυχίας είναι μεγαλύτερη από το αποδεκτό επίπεδο ακρίβειας C_{PRO} και άρα με βάση και αυτό το κριτήριο η διακριτική συνάρτηση είναι αξιόπιστη για προβλέψεις.

Στην συνέχεια υπολογίσαμε τον δείκτη Press's Q ώστε να ελεγχθεί η ικανότητα διάκρισης του πίνακα ταξινόμησης. Με βάση τα αποτελέσματα του πίνακα 24, ο

δείκτης Press's $Q = 204,8$ γεγονός που σημαίνει πως ο πίνακας ταξινόμησης είναι στατιστικά καλύτερος του πιθανοτικού 6,63.

Προκειμένου να μειωθούν τα σφάλματα τύπου I και II και να αυξηθεί η αναλογία επιτυχίας του μοντέλου, εισάγουμε σε αυτό μία γκριζα ζώνη. Η γκριζα ζώνη θα αποτελεί μία περιοχή η οποία θα είναι μεταβατική από την κατάσταση πτώχευσης στην υγιή κατάσταση και όποιες εταιρίες εμπίπτουν σε αυτή δεν θα θεωρούνται ούτε υγιείς ούτε πτωχευμένες. Για να προσδιορίσουμε τα όρια της γκριζας ζώνης, χρησιμοποιούμε την μέση τιμή των διακριτικών βαθμολογιών για την κάθε ομάδα ταξινόμησης και διαφορετικές αναλογίες της τυπικής απόκλισης ώστε να προκύψουν 4 ζευγάρια (Πίνακας 4-16).

Συνδυασμοί	Πτωχευμένες		Υγιείς		Γκριζα ζώνη			
	min	max	min	max	Minimax	Maximin	Lower	Upper
$\mu, 0.25\sigma$	0,264243	0,811254	-0,760823	-0,312845	-0,312845	0,264243	-0,312845	0,264243
$\mu, 0.5\sigma$	-0,009262	1,084759	-0,984812	-0,088856	-0,088856	-0,009262	-0,088856	-0,009262
$\mu, 0.75\sigma$	-0,282767	1,358265	-1,208801	0,135133	0,135133	-0,282767	-0,282767	0,135133
μ, σ	-0,556273	1,631770	-1,432790	0,359122	0,359122	-0,556273	-0,556273	0,359122

Πίνακας 4-16 Πιθανά όρια Γκριζας Ζώνης

Σε κάθε πιθανή περιοχή της Γκριζας ζώνης πραγματοποιήθηκε ταξινόμηση των παρατηρήσεων εκ νέου ώστε να υπολογιστεί ο αριθμός των ορθά ταξινομημένων υγιών εταιριών (A), των ορθά ταξινομημένων πτωχευμένων εταιριών (B) και του αριθμού των εταιριών που περιλαμβάνονται στην γκριζα ζώνη (G). Έπειτα, σύμφωνα με τους Karas & Reznakova (2014), υπολογίστηκε ο δείκτης $(A + wB) / G$ ώστε να εντοπίσουμε σε ποιο διάστημα μεγιστοποιείται η τιμή του και να επιλέξουμε την βέλτιστη γκριζα ζώνη. Η τιμή του δείκτη όπως φαίνεται και στον πίνακα 26 μεγιστοποιείται στο διάστημα $(-0,088856, -0,009262)$. Για την εξαγωγή του δείκτη θεωρήθηκε πως η σημαντικότητα των λαθών τύπου I είναι ίση με την σημαντικότητα των λαθών τύπου II και άρα το w ισούται με ένα. Ακόμα και με τα προτεινόμενα βάρη από την βιβλιογραφία, $w=2$, $w=20$, πάλι ως βέλτιστη γκριζα ζώνη θεωρείται η ίδια περιοχή.

	$\mu,0.25\sigma$	$\mu,0.5\sigma$	$\mu,0.75\sigma$	μ,σ
A	19	22	20	16
B	15	22	18	15
G	15	1	10	21
(A+B)/G	2,2666667	44	3,8	1,47619
(A+2B)/G	3,2666667	66	5,6	2,190476
(A+20B)/G	21,266667	462	38	15,04762

Πίνακας 4-17 Υπολογισμός Βέλτιστης Γκρίζας Ζώνης

Με την βέλτιστη γκρίζα ζώνη, οι παρατηρήσεις ταξινομούνται ως εξής:

- Εάν $Z < -0,088856$, οι εταιρίες κατατάσσονται στην ομάδα των πτωχευμένων
- Εάν $-0,088856 < Z < -0,009262$, οι εταιρίες κατατάσσονται στην Γκρίζα Ζώνη
- Εάν $Z > -0,009262$, οι εταιρίες κατατάσσονται στην ομάδα των υγιών

Μετά την νέα ταξινόμηση, ο πίνακας αποτελεσμάτων τροποποιείται αναλόγως (Πίνακας 4-18) και παρατηρούμε ότι η αναλογία επιτυχίας του μοντέλου παρέμεινε σχεδόν στα ίδια επίπεδα. Πιο συγκεκριμένα, το ποσοστό αναλογίας επιτυχίας του μοντέλου άγγιξε το 77,21 % και το ποσοστό για λάθη τύπου I το 21,4 %. Οι πτωχευμένες εταιρίες που ταξινομήθηκαν σωστά αποτελούν το 75,86 % των πτωχευμένων εταιριών και οι υγιείς εταιρίες που ταξινομήθηκαν σωστά αποτελούν το 78,57% των υγιών εταιριών. Επομένως δεν υπήρξε σημαντική βελτίωση στην ένδειξη των αποτελεσμάτων με την εισαγωγή της βέλτιστης Γκρίζας ζώνης. Ο λόγος για τον οποίο συνέβη αυτό, είναι ότι οι διακριτικές βαθμολογίες των εταιριών που δεν είχαν ταξινομηθεί σωστά ήταν αρκετά απομακρυσμένες από την περιοχή της γκρίζας ζώνης και επομένως δεν εντάχθηκαν σε αυτή ώστε να αυξηθεί η αναλογία του ποσοστού επιτυχίας και να μειωθεί το σφάλμα τύπου I.

State	Predicted Group Membership			Total	Predicted Group Membership		Total	
	0	1	Grey Zone		0	1		
Original Count	0	22	6	1	29	22	6	28
	1	7	22	0	29	7	22	29
%	0	0,759	0,207	0,034	100,0	0,785714	0,214286	100,0
	1	0,241	0,759	0,000	100,0	0,241379	0,758621	100,0

Πίνακας 4-18 Αποτελέσματα με την εισαγωγή Γκριζας Ζώνης

Στην συνέχεια θα εξετάσουμε την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου με την χρησιμοποίηση των μη κανονικοποιημένων τιμών των αριθμοδεικτών μέσω της διακριτικής εξίσωσης με τους μη τυποποιημένους συντελεστές (Εξίσωση 2). Το μέγεθος των ομάδων είναι ίσο επομένως η μέση τιμή των διακριτικών βαθμολογιών είναι ίση με μηδέν. Το γεγονός αυτός σημαίνει πως είτε χρησιμοποιηθεί η μέθοδος του σημείου αποκοπής είτε η στατιστική θεωρία λήψης αποφάσεων, τα αποτελέσματα ταξινόμησης θα είναι τα ίδια. Πιο συγκεκριμένα, οι εταιρίες που παρουσιάζουν διακριτική βαθμολογία μεγαλύτερη του μηδενός θα κατατάσσονται στην ομάδα των πτωχευμένων ενώ εκείνες που έχουν βαθμολογία μικρότερη του μηδενός θα κατατάσσονται στην ομάδα των υγιών. Όπως φαίνεται και στον πίνακα ταξινόμησης (Πίνακας 4-19), η συνολική αναλογία επιτυχίας του μοντέλου είναι 70,7 %, με το ποσοστό επιτυχούς ταξινόμησης των υγιών εταιριών να αγγίζει το 89,7 % και των πτωχευμένων εταιριών το 51,7 %. Οι πτωχευμένες εταιρίες που δεν ταξινομήθηκαν σωστά είναι οι ALAPIS, BETANET ABEE ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ, SATO ΑΕ, SPRIDER STORES A.E., ΑΤΤΙΚΑΤ, ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ, ΒΙΟΤΕΡ ΑΕ, ΕΔΡΑΣΗ-Χ. ΨΑΛΛΙΔΑΣ ΑΤΕ, ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ, ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ, LAN-NET ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ ΑΕ, ΝΕΟΧΗΜΙΚΗ ΑΒΕΕ, Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ και ΧΑΤΖΗΪΩΑΝΝΟΥ. Παρατηρούμε λοιπόν ότι η αναλογία επιτυχίας του μοντέλου έχει μειωθεί κατά 6,9% και η σωστή ταξινόμηση των πτωχευμένων εταιριών παρουσιάζει σημαντική πτώση η οποία αγγίζει το 24,2 %.

State			Predicted Group Membership		Total
			0	1	
Original	Count	0	26	3	29
		1	14	15	29
	%	0	0,897	0,103	100,0
		1	0,483	0,517	100,0

Πίνακας 4-19 Αποτελέσματα ταξινόμησης μη κανονικοποιημένου δείγματος

Εισάγοντας στο μοντέλο την βέλτιστη Γκρίζα ζώνη η αναλογία ποσοστού επιτυχίας του μοντέλου, κυμαίνεται σχεδόν στο ίδιο επίπεδο με πριν με ποσοστό 70,5 % (Πίνακας 4-20). Το ποσοστό σφάλματος τύπου I παραμένει σχεδόν ίδιο στο 10,7 % και το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων πτωχευμένων εταιριών παραμένει σταθερό στο 51,7 %. Οι ίδιες εταιρίες δεν ταξινομήθηκαν σωστά ως πτωχευμένες και η εταιρία SPACE HELLAS AE ταξινομήθηκε στην γκρίζα ζώνη.

State			Predicted Group Membership			Total	Predicted Group Membership		Total
			0	1	Grey Zone		0	1	
Original	Count	0	25	3	1	29	25	3	28
		1	14	15	0	29	14	15	29
	%	0	0,862	0,103	0,034	100,0	0,892857	0,107143	100,0
		1	0,483	0,517	0,000	100,0	0,482759	0,517241	100,0

Πίνακας 4-20 Αποτελέσματα ταξινόμησης μη κανονικοποιημένου δείγματος με την εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης

Τα αποτελέσματα της προβλεπτικής ικανότητας του μοντέλου με την χρησιμοποίηση των αρχικών τιμών του δείγματος το οποίο δεν έχει υποστεί απαλλαγή από ακραίες τιμές παραμένουν τα ίδια με την περίπτωση των μη κανονικοποιημένων τιμών των αριθμοδεικτών όπως φαίνεται και στον πίνακα ταξινόμησης (Πίνακας 4-21) . Ακόμα και με την εισαγωγή βέλτιστης Γκρίζα ζώνης τα αποτελέσματα παραμένουν στο ίδιο επίπεδο (Πίνακας 4-22).

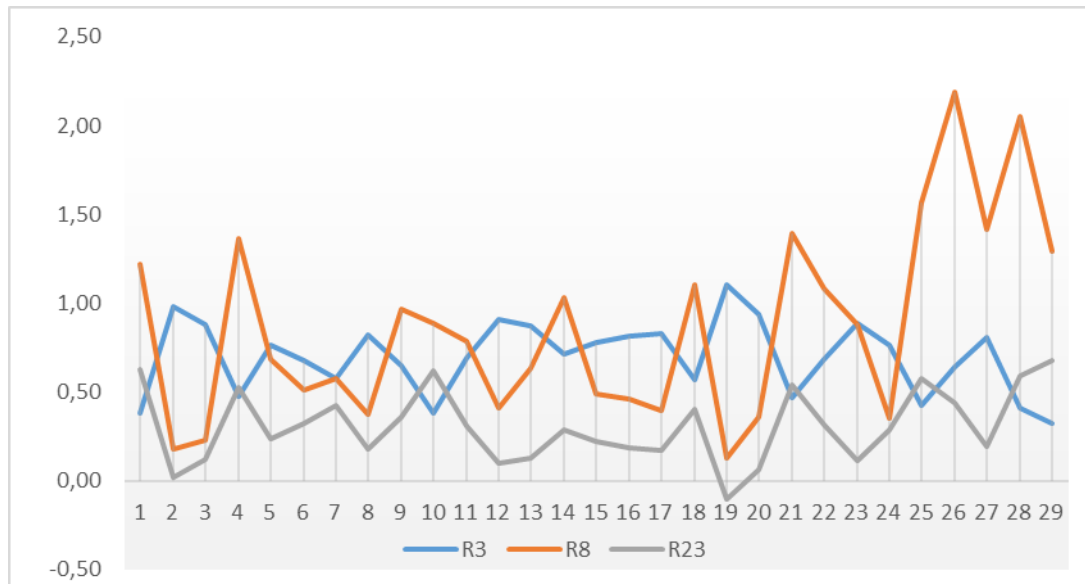
State		Predicted Group Membership		Total	
		0	1		
Original	Count	0	26	3	29
		1	14	15	29
	%	0	0,897	0,103	100,0
		1	0,483	0,517	100,0

Πίνακας 4-21 Αποτελέσματα ταξινόμησης αρχικού δείγματος

State			Predicted Group Membership			Total	Predicted Group Membership		Total
			0	1	Grey Zone		0	1	
Original	Count	0	25	3	1	29	25	3	28
		1	14	15	0	29	14	15	29
	%	0	0,862	0,103	0,034	100,0	0,892857	0,107143	100,0
		1	0,483	0,517	0,000	100,0	0,482759	0,517241	100,0

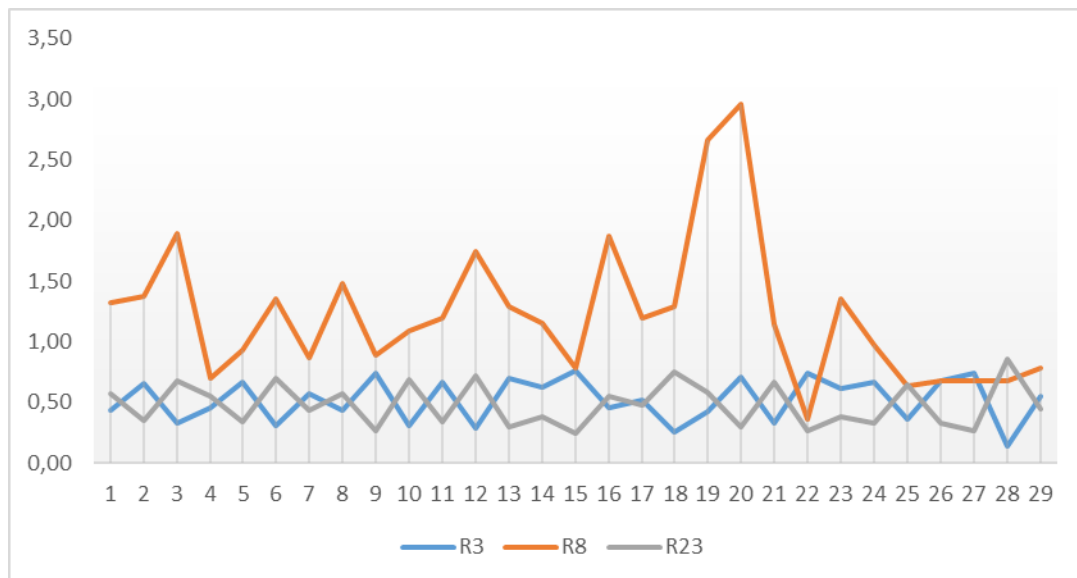
Πίνακας 4-22 Αποτελέσματα ταξινόμησης αρχικού δείγματος με την εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης

Παρατηρούμε ότι οι εταιρίες που δεν ταξινομήθηκαν σωστά ως πτωχευμένες (οι οποίες είναι ίδιες με την αμέσως προηγούμενη δοκιμή) διαφέρουν σημαντικά σε αριθμό από αυτές που υποδείκνυε το μοντέλο στην πρώτη δοκιμή με το δείγμα απαλλαγμένο από ακραίες τιμές και με κανονικοποίηση, αφού έχουν διπλασιαστεί. Στην προσπάθεια να εξηγηθεί ο λόγος για τον οποίο συνέβη αυτό, αναπαραστάθηκαν γραφικά οι τρεις εξεταζόμενοι αριθμοδείκτες, R3, R8 και R23 για την ομάδα των πτωχευμένων εταιριών. Από το διάγραμμα αυτό (Εικόνα 4-4) είναι φανερό πως η λανθασμένη ταξινόμηση των εταιριών οφείλεται στον πολύ υψηλό θετικό δείκτη R8 = (Κυκλοφορούν Ενεργητικό-Αποθέματα)/Σύνολο Ενεργητικού ο οποίος φανερώνει μία θεμελιώδη αδυναμία του παρόντος μοντέλου. Πιο συγκεκριμένα, το μοντέλο αντιλαμβάνεται πως μία πολύ χαμηλή τιμή του δείκτη κοντά στο μηδέν είναι ένδειξη εταιριών που οδεύουν προς την χρηματοοικονομική αποτυχία, αλλά δεν μπορεί να αντιληφθεί ότι ακραία θετικές τιμές του δείκτη αποτελούν και πάλι χαρακτηριστικό των εταιριών που αντιμετωπίζουν χρηματοοικονομική δυσπραγία. Συνεπώς ο δείκτης R8, είτε δεν θα έπρεπε να συμπεριληφθεί στο μοντέλο είτε θα έπρεπε να τροποποιηθεί.



Εικόνα 4-94 Αριθμοδείκτες διακριτικής συνάρτησης στην ομάδα των πτωχευμένων εταιριών

Όσον αφορά τις υγιείς εταιρίες, το 89,2% των εταιριών ταξινομήθηκε σωστά και με βάση τον πίνακα 4-22, οι υγιείς εταιρίες που ταξινομήθηκαν ως πτωχευμένες είναι οι ΓΡ.ΣΑΡΑΝΤΗΣ ΑΒΕΕ, ΜΟΤΟΡ ΟΪΛ ΔΙΥΛΙΣΤΗΡΙΑ ΚΟΡΙΝΘΟΥ και ΣΙΔΗΡΕΜΠΟΡΙΚΗ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ ΣΙΔΜΑ ΑΕ. Κοινό χαρακτηριστικό των εταιριών αυτών είναι ότι παρουσιάζουν θετικές και χαμηλές τιμές στον δείκτη R8, γεγονός που τις κατατάσσει μη ορθά.



Εικόνα 4-95 Αριθμοδείκτες διακριτικής συνάρτησης στην ομάδα των υγιών εταιριών

4.2.ΠΡΟΒΛΕΠΤΙΚΗ ΙΚΑΝΟΤΗΤΑ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

4.2.1. Σύγκριση αποτελεσμάτων με χρήση τροποποιημένων δειγμάτων στο ίδιο μοντέλο

Στις προηγούμενες ενότητες εξετάστηκαν στο ίδιο μοντέλο διαφορετικές εκδοχές του εξεταζόμενου δείγματος, ούτως ώστε να διαπιστώσουμε κατά πόσο διαφοροποιούνται τα αποτελέσματα. Η διακριτική εξίσωση που δημιουργήθηκε μετά από πολλαπλούς ελέγχους που πραγματοποιήθηκαν, είναι σε θέση να προβλέψει την εταιρική αποτυχία με επιτυχία, τέσσερα έτη πριν αυτή εκδηλωθεί. Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4-23), βλέπουμε το ποσοστό αναλογίας επιτυχίας σε διαφορετικές εκδοχές του εξεταζόμενου δείγματος καθώς και τα μεμονωμένα ποσοστά επιτυχίας που έχει η κάθε ομάδα εταιριών.

Δείγμα εξέταση	υπό	Ποσοστό επιτυχούς ταξινόμησης		
		0 σε 0	1 σε1	Συνολικό
Αρχικό		89.70%	51.70%	70.70%
Αρχικό με εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης		89.28%	51.72%	70.50%
Μη κανονικοποιημένο αρχικό δείγμα		89.70%	51.70%	70.70%
Μη κανονικοποιημένο αρχικό δείγμα με εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης		89.20%	51.72%	70.46%
Κανονικοποιημένο		79.30%	75.90%	77.60%
Κανονικοποιημένο με εισαγωγή Γκρίζας Ζώνης		78.57%	75.86%	77.21%

Πίνακας 4-23 Σύγκριση αναλογίας επιτυχίας των εξεταζόμενων δειγμάτων στο ίδιο μοντέλο

Το δείγμα με το οποίο επιτεύχθηκε το υψηλότερο ποσοστό αναλογίας επιτυχίας είναι το κανονικοποιημένο και άγγιξε το 77,6 %. Παράλληλα πέτυχε ποσοστό ορθής ταξινόμησης των πτωχευμένων εταιριών στο 75,9 %. Αξίζει να σημειωθεί πως οι υπόλοιπες παραλλαγές του δείγματος εκτός της εκδοχής του κανονικοποιημένου με την εισαγωγή Γκρίζα ζώνης, πέτυχαν υψηλότερο ποσοστό στην επιτυχή ταξινόμηση των υγιών εταιριών ενώ στην

ταξινόμηση των πτωχευμένων παρουσιάζει μεγάλη πτώση καθώς το ποσοστό κυμαίνεται στο 51 %. Με την εισαγωγή της βέλτιστης Γκρίζας Ζώνης παρατηρούμε ότι και στα τρία δείγματα, τα συνολικά ποσοστά επιτυχίας παρουσίασαν μια ελαφριά πτώση και τα ποσοστά ορθής ταξινόμησης των πτωχευμένων σημαντική πτώση. Αυτό συνέβη επειδή η γκρίζα ζώνη κατάφερε να πάρει στην περιοχή της μόνο μία εταιρία που υπό άλλες συνθήκες θα κατατασσόταν λανθασμένα και αυτή ήταν συγκεκριμένα από την ομάδα των υγιών εταιριών. Επίσης η περιοχή της Γκρίζα Ζώνης δεν κατάφερε να κατατάξει κάποιες βαθμολογίες μη ορθά ταξινομημένων εταιριών στην αντίθετη ταξινόμηση. Επομένως από τις λανθασμένα ταξινομημένες εταιρίες στις πτωχευμένες καμία εταιρία δεν κατατάχθηκε στην σωστή ή έστω στην γκρίζα ζώνη κι έτσι τα αντίστοιχα ποσοστά επιτυχίας μειώθηκαν.

4.2.2. Μακροπρόθεσμη προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου

Έχοντας καταλήξει στο δείγμα που παρουσιάζει την μεγαλύτερη ικανότητα πρόβλεψης, κρίνεται αναγκαίο να αξιολογηθεί η ικανότητα αυτού να προβλέπει την εταιρική αποτυχία όχι μόνο 4 έτη πριν την εκδήλωσή της αλλά και μέχρι πριν ένα έτος. Επιδιώκεται λοιπόν η ικανότητα του παρόντος μοντέλου να αντιλαμβάνεται την σταδιακή εξέλιξη του φαινομένου της πτώχευσης. Για το λόγο αυτό οι δείκτες «Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού», «(Απαιτήσεις + Διαθέσιμα) / Σύνολο Ενεργητικού» και «Καθαρή Θέση / Σύνολο Ενεργητικού» υπολογίστηκαν εκ νέου μέσω των χρηματοοικονομικών καταστάσεων που δημοσιεύτηκαν τρία, δύο και ένα έτη πριν την πτώχευση.

Ξεκινώντας από την πρόβλεψη αποτυχίας τρία έτη πριν την πτώχευση, το μοντέλο παρουσιάζει αναλογία επιτυχίας ίση με 79,35 % (Πίνακας 4-24). Το μοντέλο δεν κατάφερε να προβλέψει σωστά την μελλοντική πτώχευση των εταιριών ALAPIS, ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ., ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ, ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ, LAN-NET ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ ΑΕ, Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ και ΧΑΤΖΗΪΩΑΝΝΟΥ.

State		Predicted Group		Total	
		0	1		
Original	Count	0	24	5	29
		1	7	22	29
	%	0	0.828	0.172	100.0
		1	0.241	0.759	100.0

Πίνακας 4-24 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας στο έτος -3

Η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου έχει αυξηθεί ελαφρώς σε σχέση με το έτος -4 όπως αναμενόταν διότι πλησιάζουμε στο έτος της πτώχευσης. Επίσης το ποσοστό ορθής ταξινόμησης των πτωχευμένων εταιριών έχει παραμείνει στο ίδιο επίπεδο με το προηγούμενο έτος.

Εισάγοντας στο μοντέλο την γκριζα ζώνη τα αποτελέσματα μένουν ανεπηρέαστα και καμία εταιρία δεν ταξινομείται στην περιοχή της Γκριζας Ζώνης (Πίνακας 4-25).

State	Predicted Group Membership			Total	Predicted Group Membership		Total	
	0	1	Grey Zone		0	1		
Original Count	0	24	5	0	29	24	5	29
	1	7	22	0	29	7	22	29
%	0	0.828	0.172	0.000	100.0	0.827586	0.172414	100.0
	1	0.241	0.759	0.000	100.0	0.241379	0.758621	100.0

Πίνακας 4-25 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με την εισαγωγή Γκριζας Ζώνης στο έτος -3

Προχωρώντας στην πρόβλεψη αποτυχίας δύο έτη πριν την εκδήλωση της πτώχευσης, το μοντέλο παρουσιάζει αναλογία επιτυχίας ίση με 79,3% (Πίνακας 4-26), επομένως παραμένει στο ίδιο επίπεδο με το έτος -3. Παράλληλα, το ποσοστό ορθής ταξινόμησης των πτωχευμένων εταιριών αυξάνεται και αγγίζει το 75,9%. Το μοντέλο δεν κατάφερε να προβλέψει σωστά την μελλοντική πτώχευση των εταιριών ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ, ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ, ΙΜΠΕΡΙΟ - ΑΡΓΩ ΓΚΡΟΥΠ ΑΝΩΝΥΜΗ ΜΕΤΑΦΟΡΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ, LAN-NET ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΕΣ ΑΕ, Χ.Κ.ΤΕΓΟΠΟΥΛΟΣ και ΧΑΤΖΗΓΙΩΑΝΝΟΥ.

State		Predicted Group Membership		Total	
		0	1		
Original	Count	0	23	6	29
		1	6	23	29
%		0	0.793	0.207	100.0
		1	0.207	0.793	100.0

Πίνακας 4-26 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας στο έτος -2

Και σε αυτή την περίπτωση, η εισαγωγή γκριζα ζώνης δεν επηρέασε τα αποτελέσματα (Πίνακας 4-27).

State		Predicted Group Membership			Total	Predicted Group Membership		Total	
		0	1	Grey Zone		0	1		
Original	Count	0	24	5	0	29	24	5	29
		1	10	19	0	29	10	19	29
%		0	0.828	0.172	0.000	100.0	0.827586	0.172414	100.0
		1	0.345	0.655	0.000	100.0	0.344828	0.655172	100.0

Πίνακας 4-27 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με την εισαγωγή Γκριζας Ζώνης στο έτος -2

Φτάνοντας στο έτος -1, το μοντέλο παρουσιάζει αναλογία επιτυχίας ίση με 89,65% (Πίνακας 4-28) και άρα είναι αυξημένο σε σχέση με τα προηγούμενα έτη. Αξιοσημείωτα σημαντική βελτίωση παρουσιάζει το ποσοστό ορθής ταξινόμησης των πτωχευμένων εταιριών που αγγίζει το 96,6 %. Το μοντέλο δεν κατάφερε να προβλέψει σωστά την μελλοντική πτώχευση της εταιρίας ΑΦΟΙ ΜΕΣΟΧΩΡΙΤΗ ΑΤΕ.

State		Predicted Group Membership		Total
		0	1	
Original Count	0	24	5	29
	1	1	28	29
%	0	0.828	0.172	100.0
	1	0.034	0.966	100.0

Πίνακας 4-28 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας στο έτος -1

Και στο έτος -1, με την εισαγωγή της γκριζα ζώνης δεν υπάρχει κάποια επίδραση στα αποτελέσματα (Πίνακας 4-29).

State	Predicted Group Membership			Total	Predicted Group Membership		Total	
	0	1	Grey Zone		0	1		
Original Count	0	24	5	0	29	24	5	29
	1	1	28	0	29	1	28	29
%	0	0.828	0.172	0.000	100.0	0.827586	0.172414	100.0
	1	0.034	0.966	0.000	100.0	0.034483	0.965517	100.0

Πίνακας 4-29 Πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας με την εισαγωγή Γκριζας Ζώνης στο έτος -1

Στον πίνακα 4-30 βλέπουμε τα ποσοστά πρόβλεψης όλων των ετών, στα οποία παρουσιάζεται του ποσοστού αναλογίας επιτυχίας καθώς και υψηλή βελτίωση στο ποσοστό σωστά ταξινομημένων πτωχευμένων εταιριών αφού αγγίζει το 96,6% με μόλις μία εταιρία να μην έχει ταξινομηθεί σωστά την ομάδα των πτωχευμένων εταιριών.

Ποσοστά ορθής ταξινόμησης	Έτη πριν την πτώχευση			
	4	3	2	1
Υγιών εταιριών	79.30%	82.80%	79.30%	82.80%
Πτωχευμένων εταιριών	75.90%	75.90%	79.30%	96.60%
Αναλογία επιτυχίας	77.60%	79.35%	79.30%	89.65%

Πίνακας 4-30 Ποσοστά πρόβλεψης για όλα τα έτη

5.ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η βαθιά οικονομική κρίση που πλήττει την χώρα μας τα τελευταία χρόνια, έχει εντείνει τους προβληματισμούς για την χρηματοοικονομική αποτυχία των επιχειρήσεων, καθώς οι περισσότερες επιχειρήσεις αντιμετωπίζουν προβλήματα ρευστότητας και έχει δημιουργήσει την ανάγκη για περαιτέρω έρευνα των προγνωστικών μοντέλων αποτυχίας.

Οι πρώτες έρευνες περί χρηματοοικονομικής αποτυχίας πολλά έτη πριν την παρούσα κρίση ανήκαν στην μονοδιάστατη ανάλυση, τις οποίες διαδέχθηκαν έρευνες από την πολυμεταβλητή ανάλυση με πρώτη εφαρμογή εκείνη του Altman (1968) και έπειτα νεότερα υποδείγματα και από τον χώρο της πληροφορικής. Τελικά προκύπτει το ερώτημα, πόσο αξιόπιστα είναι τα μοντέλα πρόβλεψης αποτυχίας;

Η απάντηση δεν είναι τόσο απλή. Το μοντέλο Z score του Altman είχε επιτύχει ποσοστό ακριβούς πρόβλεψης κατά 95%. Οι Zhang, Hu, Ratuwo και Indro χρησιμοποιώντας την λογιστική παλινδρόμηση πέτυχαν εύρος σωστών ταξινομήσεων 75% - 81,82% ενώ με τα νευρωνικά δίκτυα 77,27% - 84,09%. Το 2016 οι Bateni και Asghari Indro χρησιμοποιώντας την λογιστική παλινδρόμηση πέτυχε 77,01% ποσοστό ορθής ταξινόμησης ενώ με τον γενετικό αλγόριθμο πέτυχε 93,1% ακρίβεια πρόβλεψης. Εφόσον τα ποσοστά αυτά είναι άνω του 50 % και μας επιτρέπουν να κάνουμε ασφαλείς προβλέψεις, είναι ένας πολύ καλός οδηγός για τις επιχειρήσεις ώστε να βρίσκονται συνεχώς σε επαγρύπνηση. Γίνεται όμως αντιληπτό ότι εφόσον το εκάστοτε δείγμα λαμβάνεται από συγκεκριμένη χρονική περίοδο και συγκεκριμένους κλάδους, η εφαρμογή του σε ένα δείγμα με εντελώς διαφορετικά χαρακτηριστικά μπορεί να μην πετύχει τα ίδια ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης.

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής, επιλέχθηκε να εφαρμοστεί η πολυμεταβλητή διακριτική ανάλυση σε επιλεγμένο δείγμα ελληνικών επιχειρήσεων εισηγμένων στο Χρηματιστήριο για την περίοδο 2005-2018, τα στοιχεία των οποίων αντλήθηκαν από το Χρηματιστήριο Αθηνών και το Εμπορικό και Βιομηχανικό Επιμελητήριο, προκειμένου να διαπιστωθεί η προβλεπτική της ικανότητα και μάλιστα σε περίοδο έντονων οικονομικών διαταραχών. Η Διακριτική Ανάλυση εκτός της ευκολίας χρήσης της και της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων της, εξετάζει συγχρόνως δεκάδες χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά της κάθε εταιρίας, διαμορφώνοντας κατά αυτό τον τρόπο ένα μοναδικό διακριτικό σκορ σε κάθε επιχείρηση που την διαφοροποιεί από τις υπόλοιπες.

Ο σωστός ορισμός της εταιρικής αποτυχίας ή αλλιώς πτώχευσης διαδραμάτισε σημαντικό ρόλο στην έρευνα, και αν και έχουν κατά καιρούς δοθεί πολλοί ορισμοί για την πτώχευση, εκείνος που είναι αδιαμφισβήτητα έγκυρος είναι ο ορισμός που δίνεται από τον Ελληνικό

Πτωχευτικό Κώδικα(N. 3588/2007). Το πλεονέκτημα του συγκεκριμένου ορισμού είναι ότι λαμβάνει υπόψη του το γενικότερο περιβάλλον της εκάστοτε εταιρίας ώστε να χαρακτηρίσει κατά τρόπο αντικειμενικό μία εταιρία ως πτωχευμένη. Παράλληλα όμως το μεγάλο του μειονέκτημα είναι ότι δεν έχει την ικανότητα να αποδίδει συγκεκριμένα χαρακτηριστικά στις υγιείς εταιρίες. Για τον λόγο αυτό λοιπόν, το εξεταζόμενο δείγμα των υγιών εταιριών στην παρούσα διπλωματική δεν αφορά αυστηρά υγιείς εταιρίες αλλά εταιρίες που δεν έχουν κηρυχθεί ως πτωχευμένες με βάση τις διατάξεις του Πτωχευτικού Ελληνικού Κώδικα.

Ένα από τα προβλήματα που αντιμετωπίστηκαν στην εκπόνηση της έρευνας, αποτέλεσε το γεγονός ότι ο αριθμός των πτωχεύσεων των εισηγμένων εταιριών στο Χρηματιστήριο ήταν μικρός, γεγονός που περιορίζει και το μέγεθος του συνολικού δείγματος καθώς και τον αριθμό των ανεξάρτητων μεταβλητών που θα διαμορφώσουν την διακριτική συνάρτηση. Στην συνέχεια το περιορισμένο δείγμα εταιριών, οδήγησε σε επιλογή εταιριών από διάφορους κλάδους και όχι μόνο από ένα συγκεκριμένο. Ως αποτέλεσμα έγινε αναγκαστικά αντιστοίχιση εταιριών από διαφορετικούς κλάδους με παρόμοιο όμως ύψος ενεργητικού. Επίσης η αντιστοίχιση των εταιριών με διαφορετικά χαρακτηριστικά επηρέασε την ποιοτική επιλογή των χρηματοοικονομικών αριθμοδεικτών καθώς δείκτες που ήταν σημαντικοί για συγκεκριμένους κλάδους δεν συμπεριλήφθηκαν στο δείγμα επειδή δημιουργούσαν προβλήματα λειτουργίας στο μοντέλο. Ένα άλλο σημαντικό μειονέκτημα είναι ότι η τεχνική που χρησιμοποιήθηκε δεν ήταν δυνατό να συμπεριλάβει ποιοτικά χαρακτηριστικά όπως για παράδειγμα οι νεότερες τεχνικές.

Αξίζει να τονίσουμε πως η χρήση των χρηματοοικονομικών αριθμοδεικτών, ακόμα και εάν εκείνοι είναι ευρύτητα χρησιμοποιούμενοι στην βιβλιογραφία, θα πρέπει να χρησιμοποιούνται με βάση την υποκειμενική κρίση του ερευνητή καθώς είναι πιθανό να οδηγήσουν σε λανθασμένα συμπεράσματα σε αρκετές περιπτώσεις. Πιο συγκεκριμένα, η συμμετοχή των αριθμοδεικτών που έφεραν αρνητικό πρόσημο και στους δύο όρους τους καθώς και εκείνων με μηδενικό παρονομαστή θα είχε αρνητικές συνέπειες στην ανάλυση αν συμπεριλαμβανόταν.

Έπειτα εντοπίστηκε ένα σημαντικό εύρημα της παρούσας έρευνας το οποίο αποκαλύπτει μία σημαντική αδυναμία της τεχνικής που χρησιμοποιήθηκε: η αδυναμία της διακριτικής ανάλυσης να αντιληφθεί πως θετικά ακραίες τιμές δεν θα πρέπει να ταυτίζονται ως προς την εξαγωγή συμπερασμάτων με τις θετικές τιμές όπως είναι για παράδειγμα ο δείκτης $R8 = (\text{Κυκλοφορούν Ενεργητικό-Αποθέματα})/\text{Σύνολο Ενεργητικού}$.

Ωστόσο το μοντέλο που δημιουργήθηκε είναι πολύ αξιόπιστο, ως προς το πρόβλημα που καλείται να λύσει, ήτοι η πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας στην Ελλάδα υπό συνθήκες οικονομικής κρίσης, καθώς κατάφερε να πετύχει υψηλά ποσοστά αναλογίας επιτυχίας μέχρι και 4 έτη πριν την εκδήλωση της πτώχευσης (75,9 % για τις πτωχευμένες) τα οποία βοηθούν την επιχείρηση να λάβει τα απαραίτητα διορθωτικά μέτρα που είναι και το ζητούμενο. Επίσης τα ποσοστά σωστής ταξινόμησης των πτωχευμένων εταιριών ήταν εξαιρετικά υψηλά με το έτος -1 να αγγίζει το 96,6 %. Όσον αφορά την εισαγωγή της βέλτιστης γκρίζας ζώνης στο μοντέλο σκοπός της οποία είναι να αυξήσει το ποσοστό αναλογίας επιτυχίας και να μειώσει το σφάλμα τύπου I, δεν επηρέασε τα αποτελέσματα, γεγονός που υποδεικνύει ότι ίσως η μεθοδολογία επιλογής της βέλτιστης γκρίζας ζώνης δεν ήταν η καταλληλότερη για το συγκεκριμένο μοντέλο και δείγμα.

Όλα τα παραπάνω συνιστούν την καταλληλότητα του μοντέλου πρόγνωσης πτώχευσης καθώς ένα χαμηλό ποσοστό ταξινόμησης το οποίο θα μπορούσε να οφείλεται στην ύπαρξη σφαλμάτων τύπου I και II, διαμορφώνεται με βάση τις ανεξάρτητες μεταβλητές και το γενικότερο κλίμα της οικονομίας. Επομένως εφόσον το οικονομικό κλίμα είναι δυναμικό, μέσω της διακριτικής ανάλυσης συνδέει την πραγματικότητα με τα υποδείγματα. Το οικονομικό κλίμα που επικρατούσε κατά την εξεταζόμενη περίοδο ήταν και συνεχίζει να είναι εκείνο της οικονομικής κρίσης, γεγονός που επηρεάζει τις τιμές των μεταβλητών και φυσικά τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Το συγκεκριμένο μοντέλο δεν έχει ελεγχθεί για οικονομικές άλλων κρατών και υπό άλλες περιόδους.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Άρθρα και Βιβλία

1. Altman E.I.(1983), "Corporate financial distress: A complete guide to predicting, avoiding and dealing with bankruptcy", Wiley Interscience
2. Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", The Journal of Finance, Vol.23, No.4, pp.589-609
3. Altman, E.I., Avery, R., Eisenbeis, R., and Stinkey, J. (1981),Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance, Contemporary Studies in Economic and Financial Analysis, Vol. 3, JAI Press, Greenwich.
4. Altman, E.I., Haldeman, G.R. and Narayanan, P. (1977), "Zeta Analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations", Journal of Banking and Finance,Vol.1, pp.29-54

5. Anastassiou, T. and Doumpou, M. (2000), "Multicriteria Evaluation of the Performance of Public Enterprises: The Case of Greece", *Investigacione Europeas de Direccion y Economia de la Empresa*, Vol.6, No3, pp.11-24
6. Applications", *European Journal of Operational Research*, Vol.90, Issue 3, pp.487-513
7. Atiya, F.A. (2001), "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.12, No4, July
8. B.S.Ahn,S.S.Cho,C.Y.Kim,(2000), "The integrated methodology of rough set theory and artificial neural network for business failure prediction"
9. Bateni, Leila; Asghari, Farshid, (2016),"Bankruptcy Prediction Using Logit and Genetic Algorithm Models: A Comparative Analysis", *Computational Economics* Volume issue 2016
10. Beaver, W. H., (1966) Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, p. 71-111
11. Charles L. Merwin,(1942) Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries, 1926-36, National Bureau of Economic Research, NBER Books
12. Chava, S.; Jarrow, R. A., (2004), "Bankruptcy Prediction with Industry Effects", *Review of Finance*, Volume 8, Issue 4, pp. 537—569
13. Collins, R.A., and Green, R.D. (1982), "Statistical methods for bankruptcy forecasting", *Journal of Economics and Business* 34, 349-354
14. Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susmaga, R. & Zopounidis, C. (1999) "Business failure prediction using rough sets.", *European Journal of Operational Research*, 114(2), p. 263-280
15. Dimitras, A.I., Zanakis, S.H. and Zopounidis, C. (1996), "A Survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Indtrial
16. Douglas Greenwalk, (1983) *The McGraw-Hill Dictionary of Modern Economics: A Handbook of Terms and Organizations*
17. Dun and Bradstreet, inc. Business Economics Division.(1978), *The business failure record*
18. Figueira, J., Greco, S. and Ehrgott, M. (2005), "Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys", Chapter 8, pp.297-343
19. Foster, G. (1986) *Financial Statement Analysis*, 2nd ed., Prentice Hall, NJ.

20. French, Aaron, et al. "Multivariate analysis of variance (MANOVA)." San Francisco State University (2008)
21. Gaganis C. et al (2006), "A Multicriteria Decision Framework for Measuring Banks' Soundness around the World", *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, Volume 14, Issue 1-3, pp. 103-11
22. Gloubos, G., and Grammatikos, T. (1988), "The success of bankruptcy prediction models in Greece", *Studies in Banking and Finance* 7, 37-46
23. Grablowsky, Bernie J., and Wayne K. Talley. "Probit and discriminant functions for classifying credit applicants-a comparison." *Journal of Economics and Business* 33.3 (1981): 254-261
24. Grammatikos, T., and Gloubos, G. (1984), "Predicting bankruptcy of industrial firms in Greece", *Spoudai, The University of Piraeus Journal of Economics, Business, Statistics and Operations Research* 3-4, 421-443
25. Grice, S.J. and Dugan, T.M. (2001), "The Limitations of Bankruptcy Prediction Models: Some Cautions for the Researcher", *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Vol.17, pp. 151—166
26. Gujarati, D.N. (1988), *Basic Econometrics*, 2nd ed., McGraw-Hill, Singapore.
27. Hoaglin, David C., and Boris Iglewicz. "Fine-tuning some resistant rules for outlier labeling." *Journal of the American Statistical Association* 82.400 (1987): 1147-1149
28. J. Galindo and P. Tamayo (1997), "Credit risk assessment using statistical and machine learning: Basic methodology and risk modeling application", *Computational Economics*, Vol.15, pp.107-143
29. Jacquet-Lagrange, Eric, and Yannis Siskos. "Preference disaggregation: 20 years of MCDA experience." *European Journal of Operational Research* 130.2 (2001): 233-245
30. John Y. Campbell; Jens Hilscher; Jan Szilagyi, (2008), "In Search of Distress Risk", *The Journal of Finance*, Volume 63, Issue 6, pp. 2899—2939
31. Jones, S. and Hensher A.D. (2008), "Advances in Credit Risk Modelling and Corporate Bankruptcy Prediction", pp.137-153
32. Karas, M. & Reznakova, M. (2014) A parametric or nonparametric approach for creating a new bankruptcy prediction model: The Evidence from the Czech Republic. *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, 8(1), p. 214-223

33. Kotsiantis, S., Koumanakos, E., Tzelepis, D. και Tampakas V. (2006), "Financial Application of Neural Networks: Two Case Studies in Greece", Springer -Verlag Berlin Heidelberg, pp.672-681
34. Marcus D.Odom and R.Shards (1990), "A neuralnetwork model for bankruptcy prediction", Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks II
35. Mbat E. & Eyo E.(2013), "Corporate Failure: Causes and Remedies", Business and Management Research, Vol.2, No.4
36. McCulloch, Warren S., and Walter Pitts. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity." The bulletin of mathematical biophysics 5.4 (1943): 115-133
37. Meyer, P.A., and Pifer, H.W. (1970), "Prediction of bank failures", Journal of Finance 25, 853-868
38. Moses, D., Liao, S.S. (1987). On developing models for failure prediction. Journal of Commercial Bank Lending 69, 27–38
39. Ohlson, A.J. (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", Journal of Accounting Research, Vol.18, No.1, pp. 109-131, Spring 1980
40. Patterson, D. (2000) "Bankruptcy prediction: A model for the casino industry." Ph.D. dissertation, University of Nevada-Las Vegas
41. Philippe du Jardin, (2016,) "A two-stage classification technique for bankruptcy prediction", European Journal of Operational Research Volume issue 2016
42. Pindyck, R. S., & Rubinfeld, D. L. L, 1981, "Econometric Models and Economic Forecasts"
43. R. Merton, "On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates," J. Finance, vol. 29, pp. 449–470, 1974
44. Ross, S. A., Westerfield, R. W., & Jaffe, J. F. (1999) Corporate Finance. Homewood IL.
45. Shumway, T. (2001). "Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model", Journal of Business, Vol74, No.1, January
46. Siskos, Yannis, and Denis Yannacopoulos, (1985) "UTASTAR: An ordinal regression method for building additive value functions." Investigaçao Operacional 5.1, 39-53
47. Springate G.L.V. (1978). Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm, Unpublished M.B.A. Research Project, Simon Fraser University

48. Tamari, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management International Review* 4, 15–21
49. Templeton, G.F. (2011) A Two-Step Approach for Transforming Continuous Variables to Normal: Implications and Recommendations for IS Research. *Communications of the AIS*, Vol. 28, Article 4
50. Theodossiou, P. (1991), "Alternative models for assessing the financial condition of business in Greece", *Journal of Business Finance and Accounting* 18/5, 697-720
51. Tsakonas, A., Dounias, G., Doumpos M., Zopounidis, C. (2006), "Bankruptcy Prediction with Neural Networks by Means of Grammar - Guided Genetic Programming", *Expert Systems with Applications*, Vol.30, pp.449-461
52. Walters J.E., (1957), "The Determination of Technical Solvency," *Journal of Business*, 30 (January), 30-45
53. Webster's Third New International Dictionary (1961), Chicago:R. R. Donnelly and Sons Inc.
54. Wilcox, W.J. (1970), "A Simple Theory of Financial Ratios as Predictors of Failure", *Journal of Accounting Research*, Vol.9, No2
55. Wilcox, W.J. (1973), "A Prediction of Business Failure Using Accounting Data", *Journal of Accounting Research*, Vol.11, pp.163-179
56. Zhang, G., Hu, Y.M., Patuwo, E.B., Indro, C.D. (1999), "Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross – Validation Analysis", *European Journal of Operational Research*, Vol.116, pp.16-32, December
57. Zmijewski, E.M. (1984), "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models", *Journal of Accounting Research*, Vol.22, *Studies on Current Econometric Issues in Accounting Research*, pp.59-82
58. Zopounidis C., Matsatsinis N.F. and Doumpos, (1996b), "Developing a multicriteria knowledge-based decision support system for the assessment of corporate performance and viability: The FINEVA system", *Fuzzy Economic Review*, 1,2,35-53
59. Zopounidis, C. and Doumpos, M. (1998), "Developing a Multicriteria Decision Support System for Financial Classification Problems: The Finclas System", *Optimization Methods and Software*, Vol.8, pp.277-304
60. Zopounidis, C. and Doumpos, M. (1999), "Business Failure Prediction Using the Utadis Multicriteria Analysis Method", *Journal of the Operational Research Society*, Vol.50, pp.1138-1148

61. Πουλάκου – Ευθυμιάδου Α., (1991). “Στοιχεία Εμπορικού Δικαίου” Δεύτερη έκδοση, Εκδόσεις Σάκκουλα, Αθήνα
62. Αριστοτέλης, «Αθηναίων Πολιτεία», 1:2 και Πλούταρχος, «Βίοι Παράλληλοι: Σόλων», 13:2
63. University of Pennsylvania,(1919),”The Early History of English Bankruptcy”, Vol.67,number 1
64. Eisenbeis, Robert A. (1977), Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics, Journal of Finance 32: 875–900
65. Taffler, Richard J. (1983), The assessment of company solvency and performance using a statistical model. Accounting and Business Research 13: 295–307

Άλλες πηγές

1. Ελληνική Στατιστική Αρχή (2019) Διαθέσιμο σε:
<http://www.statistics.gr/>
2. Εμπορικό και Βιομηχανικό Επιμελητήριο Ελλάδος (2019) Διαθέσιμο σε:
<https://www.businessregistry.gr/publicity/index>
3. Ν.3588/2007: Πτωχευτικός Κώδικας
4. Όμιλος Χρηματιστηρίου Αθηνών (2019) Διαθέσιμο σε:
<https://www.athexgroup.gr/el/>