



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΤΜΗΜΑ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΡΑΠΕΖΙΚΗΣ
ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΗΣ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΤΗ
«ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ
ΑΝΑΛΥΣΗ» ΓΙΑ ΣΤΕΛΕΧΗ

Επιβλέπων Καθηγητής : Δρ. Αλέξανδρος Μπένος.

Τίτλος Μετ/κης Εργασίας:
ΝΕΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕΤΡΗΣΗΣ
ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ -
ΠΡΑΚΤΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ
ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΣ Μ. ΜΠΙΡΛΗΣ

Πειραιάς

Ιούλιος 2005

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο Πιστωτικός Κίνδυνος είναι μια έννοια η οποία χρησιμοποιείται όλο και περισσότερο σε σχεδόν όλους τους κόλπους των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων. Η ωρίμανση των επιχειρήσεων, οι συνθήκες της αγοράς αλλά και ο όγκος των χρηματοδοτήσεων που πρέπει να διαχειριστούν κάνει πλέον επιτακτική την ανάγκη για εξεύρεση νέων μορφών μοντελοποίησης του κινδύνου αυτού και απεικόνισης κατά τέτοιον τρόπο που να μπορεί να αντιπροσωπεύει την πραγματικότητα και να δείχνει όσο το δυνατόν καλύτερα την έκθεση των ιδρυμάτων αυτών σε κινδύνους. Κατά τα τελευταία έτη έχουν γίνει αρκετές προσπάθειες, έχουν βρεθεί και χρησιμοποιούνται διάφορες τεχνικές ανάλογα με τις ανάγκες κάθε χρηματοπιστωτικού ιδρύματος αλλά και του περιβάλλοντος που δραστηριοποιείται. Μια σύγχρονη προσέγγιση είναι αυτή των Νευρωνικών Δικτύων, η οποία αποτελεί μια υπολογιστική τεχνική βασισμένη στην τεχνητή νοημοσύνη, όπου όπως είναι αυτονόητο δεν μπορεί να σταθεί χωρίς την χρήση ηλεκτρονικών υπολογιστών και των δυνατοτήτων που προσφέρουν. Στην παρούσα εργασία θα προσπαθήσουμε να δούμε την προσαρμοστικότητα που έχει η χρήση νευρωνικών δικτύων σε μια άλλη πολύ γνωστή τεχνική μέτρησης πιστωτικού κινδύνου, αυτή που πρότεινε ο Altman, το z-score και ενώ για πρώτη φορά εμφανίστηκε το 1968, ακόμα και σήμερα θεωρείται από τις πιο αξιόπιστες πρακτικές δίνοντας αξιόπιστα αποτελέσματα.

Περιεχόμενα

Περιεχόμενα	3
1. Πιστωτικός Κίνδυνος	4
2. Μέτρηση Πιστωτικού Κινδύνου	5
2.1 Γενικά	5
2.2 Βασικές Διαδικασίες	6
2.3 Παράγοντες ανάπτυξης	6
2.4 Έννοια μέτρησης πιστωτικού κινδύνου	8
2.5 Πλεονεκτήματα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου	9
2.6 Περιορισμοί στην διαδικασία μέτρησης πιστωτικού κινδύνου	10
3. Μοντέλα Μέτρησης Πιστωτικού Κινδύνου	12
3.1 Γενικά	12
3.2 Μοντέλα βασισμένα σε λογιστικά στοιχεία των οικονομικών μονάδων	12
4. Νεότερες Τεχνικές Μέτρησης Πιστωτικού Κινδύνου	18
4.1 Εισαγωγή	18
4.2 CreditMetrics	19
4.2.1 Αποτίμηση πιστωτικού κινδύνου για ένα μεμονωμένο δάνειο	20
4.2.2. Η περίπτωση του δανειακού χαρτοφυλακίου	22
4.3. KMV model	24
4.4. CreditRisk +	27
4.4.1. Κύρια χαρακτηριστικά	28
4.5. Creditportfolio View	28
5. Νευρωνικά δίκτυα (Neural Nets)	30
5.1 Εισαγωγή	30
5.2 Η βασική δομή	31
5.3 Τύποι νευρωνικών δικτύων	31
5.3.1 Feed-forward nets	32
5.3.2 Διαδικασία Μάθησης	33
5.4 Διαχωρισμός Δεδομένων	33
5.5 Αρχιτεκτονική Δικτύου	34
5.6 Προβλήματα των Νευρωνικών Δικτύων	35
6. Εφαρμογή Νευρωνικού Δικτύου.	36
6.1 Επιλογή δείγματος	36
6.2 Χωρισμός Δείγματος	37
6.3 Δομή Δικτύων	37
6.4 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα	38
7. Συμπεράσματα	47

1. Πιστωτικός Κίνδυνος

Ο ρόλος των πιστωτικών ιδρυμάτων είναι ιδιάζων για τον εξής λόγο : έχουν τη δυνατότητα να μετατρέπουν τις καταθέσεις των ιδιωτών, των επιχειρήσεων και εν γένει των οικονομικών μονάδων με υπερβάλλουσα ρευστότητα σε απαιτήσεις κατά των ελλειμματικών μονάδων είτε αυτές είναι επιχειρήσεις είτε ιδιώτες χορηγώντας πίστωση. Σε αυτή την περίπτωση το πιστωτικό ίδρυμα αναλαμβάνει τον κίνδυνο, το αντισυμβαλλόμενο μέρος να μην εκπληρώσει την υποχρέωση που έχει αναλάβει, δηλαδή την ομαλή αποπληρωμή του δανείου. Έτσι το ίδρυμα μένει έκθετο απέναντι στους δικούς του πιστωτές, σε αυτούς δηλαδή που έχουν καταθέσει τα χρήματά τους.

Πριν λοιπόν προχωρήσει σε οποιαδήποτε απόφαση χρηματοδότησης το πιστωτικό ίδρυμα πρέπει να αξιολογήσει επαρκώς τον αιτούντα και σε ποσοτικό αλλά και σε ποιοτικό επίπεδο, να κρίνει πόσο ασφαλή είναι η εν δυνάμει συνεργασία για τους καταθέτες αλλά και για την ομαλή συνέχιση των εργασιών του. Αφού λοιπόν κάνει τα παραπάνω στη συνέχεια μπορεί να προχωρήσει εξετάζοντας το ύψος της πιστοδότησης αλλά και την σωστή και δίκαιη τιμολόγηση του δηλαδή χρεώνοντας ένα επιτόκιο αντίστοιχο του κινδύνου που αναλαμβάνει. Εδώ αξίζει να αναφέρουμε πως στο επιτόκιο χρηματοδοτήσεων αντικατοπτρίζεται ο πιστωτικός κίνδυνος όπως αυτός έχει μετρηθεί μετά την ποσοτική και ποιοτική αξιολόγηση του πελάτη. Ουσιαστικά η μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου είναι πλέον αναγκαία αφού τα δανειακά χαρτοφυλάκια των τραπεζών και άλλων πιστωτικών ιδρυμάτων είναι σημαντικού ύψους και έστω μια μικρή βελτίωση στην μέθοδο μέτρησης αλλά και στην προβλεπτική ακρίβεια για δυνητική χρεοκοπία του δανειολήπτη θα οδηγήσει σε ασφαλέστερες χρηματοδοτήσεις και φυσικά πολύ λιγότερα μη εξυπηρετούμενα δάνεια.

2.Μέτρηση Πιστωτικού Κινδύνου

2.1 Γενικά

Η ανάγκη μέτρησης πιστωτικού κινδύνου έχει αναπτυχθεί τα τελευταία 20 χρόνια με πολύ γρήγορους ρυθμούς. Η μέτρηση και συνεπώς η διαχείριση του λοιπόν έχουν ως σκοπό την μεγιστοποίηση της αποδοτικότητας σε όρους όμως κινδύνου και η συντήρηση αυτού μέσα σε όρια επιτρεπτά, όπως αυτά ορίζονται από την πολιτική και στρατηγική που ακολουθεί κάθε πιστωτικό ίδρυμα ξεχωριστά. Επίσης πρέπει οι τράπεζες να αξιολογούν τον κίνδυνο σε συνδυασμό και με τους άλλους κινδύνους που αναλαμβάνουν καθημερινά, π.χ. ο λειτουργικός κίνδυνος, ο κίνδυνος αγορά και ο συναλλαγματικός κίνδυνος. Η σωστή αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου και η αποτελεσματική του διαχείριση αποτελούν ένα αναπόσπαστο στοιχείο του risk management και εν τέλει βοηθούν σε μια μακροχρόνια επιβίωση αλλά και υγιής ανάπτυξη του χρηματοπιστωτικού οργανισμού. Για τους περισσότερους τέτοιους οργανισμούς είναι προφανές πως το δανειακό χαρτοφυλάκιο αποτελεί τη σημαντικότερη πηγή του εν λόγω κινδύνου όμως με μια καλύτερη και πιο ενδελεχής διερεύνηση είναι εύκολο να καταλήξουμε στο συμπέρασμα πως και άλλα στοιχεία του ενεργητικού ή του παθητικού της τράπεζες ενέχουν πιστωτικό κίνδυνο(trading and banking book) όπως για παράδειγμα οι διατραπεζικές συναλλαγές, τα χρηματιστηριακά παράγωγα(options & futures), εκτός ισολογισμού χρηματοοικονομικά εργαλεία (off-balance sheet instruments) όπως τα swaps, διεθνής συναλλαγές σε συνάλλαγμα και άλλα.

2.2 Βασικές Διαδικασίες

Κάθε τράπεζα και κάθε χρηματοπιστωτικός οργανισμός εν γένει προ κειμένου να διασφαλιστεί όσο περισσότερο γίνεται έναντι του πιστωτικού κινδύνου επιβάλλεται να ακολουθήσει κάποια βήματα όπως υποδεικνύει κυρίως η επιχειρηματική λογική αλλά και η ανάγκη για τη συνέχιση των εργασιών στο διηνεκές. Τα βήματα αυτά είναι ως επί το πλείστον απλά και καθοδηγούν τους επιτελείς και τους υπεύθυνους σε συγκεκριμένες κατευθύνσεις. Τα κύρια βήματα αυτά είναι : Α) κατανόηση, αξιολόγηση και «χαρτογράφηση» του περιβάλλοντος που δραστηριοποιείται η τράπεζα σε συνάρτηση όμως με τις ενδείξεις που έχει για τους κινδύνους που είναι διατεθειμένη να αναλάβει, Β) ανάπτυξη σωστών και αντικειμενικών διαδικασιών για την χορήγηση πιστώσεων, Γ) δημιουργία και επαρκούς στελέχωσης μια διευθυνσης πίστεως όπου θα έχει υπ' ευθύνη της την διαχείριση, παρακολούθηση όλων των πιστοδοτικών διαδικασιών και Δ) ύπαρξη ελεγκτικών διαδικασιών για τη μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου.

2.3 Παράγοντες ανάπτυξης

Όλα τα παραπάνω όμως ξεκίνησαν όταν οι εργαζόμενοι στα πιστωτικά ιδρύματα άρχισαν να αντιλαμβάνονται την ανάγκη μοντελοποίησης και μέτρησης των κινδύνων που αναλαμβάνουν με σκοπό να δημιουργηθεί ένα πιο αυστηρό και πιο συγκεκριμένο πλαίσιο εργασίας. Ηθελαν με απλά λόγια να «βλέπουν» τον κίνδυνο που αναλαμβάνουν αρχικά και εν συνεχεία διαχειρίζονται. Ακαδημαϊκοί ακολούθησαν σε αυτό το μονοπάτι δίνοντας τα απαραίτητα εργαλεία σε αυτούς για να συγκεκριμενοποιήσου κάτι που μέχρι τότε ήταν αόριστο και ομιχλώδες. Σε όλα τα παραπάνω βέβαια βοήθησαν και άλλοι παράγοντες όπως : ι)μια αύξηση σε παγκόσμιο επίπεδο του αριθμού των χρεοκοπιών είτε κυβερνήσεων χωρών, είτε επιχειρήσεων αλλά και

ιδιωτών, ii)της τάσης για αξιολόγηση αλλά και ταξινόμηση των δανειζομένων με όσο γίνεται πιο αντικειμενικά κριτήρια, iii)την καλύτερη και την ίδια στιγμή δικαιότερη τιμολόγηση του εν λόγω κινδύνου, iv)την κρίση στην αγορά των ακινήτων και την πτώση της αντικειμενικής τους τιμής με αποτέλεσμα πολλές χρηματοδοτήσεις με κάλυμμα ακίνητα να είναι πλέον ως ένα ύψος τους χωρίς τις προβλεπόμενες καλύψεις και συνεπώς η θέση του πιστωτικού ιδρύματος να είναι πιο ευάλωτη και η έκθεση του σε κίνδυνο μεγαλύτερη. Σε απάντηση όλων των παραπάνω άρχισαν να αναπτύσσονται νέα και πιο πολύπλοκα μοντέλα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου αλλά και σωστής πρόβλεψης προβληματικών δανειακών σχέσεων. Παράλληλα ένα άλλο σημαντικό βήμα έγινε όταν δόθηκε η δυνατότητα να αξιολογείται ένα χαρτοφυλάκιο συνολικά (credit concentration risk) και όχι κάθε δάνειο ξεχωριστά.

Όταν η ανάγκη για ασφαλέστερες χρηματοδοτήσεις άρχισε να γίνεται όλο και πιο έντονη και τα πρώτα «μοντέλα» αξιολόγησης πελατών εμφανίστηκαν ήταν εμπειρικά και βασισμένα σε υποκειμενικά κριτήρια. Τότε εμφανίστηκαν τα 4 C's του credit : character(φήμη του δανειολήπτη), capacity(κερδοφορία), capital(δυνατότητα μόχλευσης), και τέλος collateral(προσφερόμενες καλύψεις). Σε όλα αυτά βέβαια υπάρχει έντονα το υποκειμενικό κριτήριο όπου κυρίως οι απαισιόδοξες προβλέψεις τελικά ήταν αυτές που υπερτερούσαν αριθμητικά των αισιόδοξων. Σε σχεδόν όλες τις αναλύσεις που έχουν γίνει τα μοντέλα που βασίζονται σε αντικειμενικά κριτήρια, όπως παράδειγμα οικονομικοί δείκτες αναφορικά με επιχειρήσεις υπερτερούν σε αποτελεσματικότητα αλλά και σε προβλεπτική ικανότητα αυτών των εμπειρικών και υποκειμενικών μεθόδων.

2.4 Έννοια μέτρησης πιστωτικού κινδύνου

Αλλά τι είναι στην ουσία η μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου? Είναι η χρήση στατιστικών μεθόδων με σκοπό την πρόβλεψη της πιθανότητας ένας εν δυνάμει δανειακός πελάτης να αθετήσει την υποχρέωση που πρόκειται να αναλάβει ή ένας ήδη υπάρχον δανειακός πελάτης να παρουσιάσει την ίδια συμπεριφορά κατά την διάρκεια της επαγγελματικής συνεργασίας. Στις στατιστικές αυτές διαδικασίες χρησιμοποιούνται ιστορικά, ποιοτικά αλλά και ποσοτικά στοιχεία. Με τη χρήση λοιπόν αυτών των διαδικασιών οδηγούμαστε σε ένα αριθμητικό ως επί το πλείστον αποτέλεσμα (score, rating) που ο χρηματοπιστωτικός οργανισμός χρησιμοποιεί για να κατατάξει(classify) τον πελάτη σε όρους αναλαμβανόμενου κινδύνου. Το νούμερο αυτό αντιστοιχεί σε ένα ποιοτικό χαρακτηρισμό όπως για παράδειγμα καλός, μέτριος, κακός και αναπτύσσονται οι κατάλληλες διαδικασίες για την αποδοχή εκκίνησης δανειακής συνεργασίας ή όχι και αν τελικά γίνει το αίτημα του πελάτη αποδεκτό, τι ποσό θα του χορηγηθεί, τι καλύψεις θα ζητηθούν και φυσικά πως θα τιμολογηθεί ο κίνδυνος(interest rate). Για να δημιουργηθεί ένα μοντέλο μέτρησης πιστωτικού κινδύνου, πρέπει να αναλυθούν ιστορικά στοιχεία πάνω στην συναλλακτική συμπεριφορά προηγούμενων πιστωτών, αν ήταν και συνεχίζει να είναι ικανοποιητική ή όχι, και αυτά να χρησιμοποιηθούν στη πρόβλεψη άλλων δυνητικών πελατών με ίδια ή παρόμοια χαρακτηριστικά. Ένα καλά δομημένο μοντέλο μέτρησης πιστωτικού κινδύνου θα πρέπει κανονικά να δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα για την μελλοντική συμπεριφορά δανειακών πελατών μιας τράπεζας. Βέβαια πάντα πρέπει να λαμβάνουμε υπ'όψιν μας πως ποτέ κανένα μοντέλο δεν είναι τέλειο και υπάρχει ο κίνδυνος ένας καλός πελάτης να χαρακτηριστεί ως κακός και να μην ξεκινήσει καν οποιαδήποτε δανειακή συνεργασία και από την άλλη να χαρακτηριστεί ένας κακός πελάτης ως καλός να υπάρξει πιστοδότηση και τελικά η τράπεζα να δημιουργήσει επισφάλεια και χάνοντας στην χειρότερη περίπτωση όχι μόνο τους τόκους αλλά και το κεφάλαιο που δάνεισε.

Σε πολλά από τα ήδη χρησιμοποιούμενα μοντέλα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου όσο μεγαλύτερο σκορ πάρει ο υποψήφιος δανειακός πελάτης τόσο χαμηλότερο είναι και το ρίσκο που αναλαμβάνει η τράπεζα. Επίσης πρέπει να υπάρχει και ένα σημείο όπου από εκεί και κάτω δεν γίνεται αποδεκτή η συνεργασία.

Τα απαραίτητα στοιχεία για τους ενδιαφερόμενους μπορούν να αποκτηθούν είτε μέσω των ήδη υπαρχόντων αιτήσεων είτε από δημοσιευμένα στοιχεία. Η πρώτη πηγή χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση τόσο ιδιωτών όσο και επιχειρήσεων ενώ η δεύτερη κυρίως για επιχειρήσεις (ισολογισμοί, καταστάσεις αποτελεσμάτων χρήσεως). Τέτοια στοιχεία συνήθως είναι το διαθέσιμο εισόδημα ενός ιδιώτη, αν έχει στην κατοχή του ακίνητη περιουσία, πόσα χρόνια εργάζεται στην ίδια επιχείρηση και αν υπάρχει προηγούμενη δανειακή εμπειρία με τον ίδιο χρηματοπιστωτικό όμιλο. Όσον αφορά τις επιχειρήσεις χρήσιμα στοιχεία μπορεί να είναι η κερδοφορία, η παγιοποίηση και τα ίδια κεφάλαια της, πόσο χρόνια είναι στον κλάδο που δραστηριοποιείται.

2.5 Πλεονεκτήματα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου

Τα πλεονεκτήματα που προσέφερε στην αξιολόγηση των δανείων η μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου έγιναν αντιληπτά γρήγορα και είναι αυτά που συνέβαλαν στην διαρκή ανάπτυξη όλο και νέων μεθόδων αλλά και φυσικ'α στην εξάπλωση της χρήσης τους. Ένα πολύ βασικό στοιχείο το οποίο θεωρείται και από τα βασικότερα πλεονεκτήματα είναι η μείωση του απαιτούμενου χρόνου για μια ενδελεχής και εμπειριστατωμένη αξιολόγηση όλων των απαιτητών στοιχείων για να εξαχθεί μια ολοκληρωμένη εικόνα είτε για τον ιδιώτη είτε για μια επιχείρηση που ζητά χρηματοδότηση. Διάφορες έρευνες έδειξαν κατά καιρούς πως για μια τυπική δανειακή έγκριση μιας μικρομεσαίας επιχείρησης απαιτείται ένας μέσος χρόνος περί τις 12 ώρες χωρίς όμως την χρήση εξελιγμένων στατιστικών μεθόδων για αξιολόγηση του

δανειακού ρίσκου. Τώρα πλέον η διάρκεια αυτή έχει μειωθεί δραματικά δίνοντας έτσι την ευκαιρία στους χρήστες των πρακτικών αυτών να αξιολογούν περισσότερα δάνεια ανά ημέρα πετυχαίνοντας μεγαλύτερες χωρίς όμως να θυσιάζεται και η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων. Σημαντικό ρόλο βέβαια παίζει και η πολιτική που ακολουθεί και το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα. Δηλαδή αν λαμβάνει υπ'όψιν και στοιχεία τα οποία δεν μπορούν να εισαχθούν σαν μεταβλητές σε μοντέλα μέτρησης. Σημαντικό αντίκτυπο έχει αυτή η εξοικονόμηση χρόνου και στην μείωση του κόστους αλλά και λειτουργεί και προς όφελος του πελάτη αφού χρειάζεται να δώσει τα στοιχεία αυτά και μόνο αυτά που είναι αναγκαία και θα χρησιμοποιηθούν σαν μεταβλητές (ποσοτικές, ποιοτικές αφού πρώτα ποσοτικοποιηθούν) στο πακέτο αξιολόγησης. Η αντικειμενικότητα που προσφέρει η μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου με προηγμένες μεθόδους είναι ένα άλλο σημαντικό πλεονέκτημα που προσφέρει στις τράπεζες. Διασφαλίζεται έτσι η δίκαιη αντιμετώπιση όλων των δανειακών αιτημάτων αλλά ακολουθείται και μια από τις βασικές προτεινόμενες ρυθμίσεις των εποπτικών αρχών ότι η αξιολόγηση των δυνητικών πελατών και η παροχή πίστωσης ή όχι πρέπει να βασίζεται στη λογική της σωστής και αντικειμενικής αξιολόγησης(creditworthiness). Ένα καλά δομημένο και ολοκληρωμένο μοντέλο μέτρησης πιστωτικού κινδύνου λαμβάνει υπ'όψιν όχι όσο το δυνατόν περισσότερες μεταβλητές αλλά τις σημαντικότερες σταθμισμένες έτσι ώστε να έχουν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα.

2.6 Περιορισμοί στην διαδικασία μέτρησης ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

Φυσικά δεν είναι δυνατόν να μην υπάρχουν και μειονεκτήματα και ένα από τα βασικότερα είναι κατά πόσο υπάρχει ακρίβεια(accuracy) στα εξαγόμενα αποτελέσματα του μοντέλου και των τεχνικών πάνω στο οποίο είναι βασισμένο. Όσος χρόνος κι αν κερδίζεται και όσο μείωση κόστους να

πετυχαίνεται αν τα μοντέλα δεν δίνουν αξιόπιστα αποτελέσματα ο αντίκτυπος είναι πολύ μεγαλύτερος σε ζημιές που προκύπτουν από την μη ομαλή εξυπηρέτηση δανειακών σχέσεων κακών πελατών. Η ακρίβεια των τεχνικών αυτών εξαρτάται από την προσοχή, μελέτη αλλά και από τον χρόνο που αφιερώθηκε στην κατασκευή ενός μοντέλου σύγχρονου και ολοκληρωμένου. Σημαντικό ρόλο διαδραματίζει και το αν τα στοιχεία είναι ενημερωμένα και δεν απέχουν από το να απεικονίζουν την κατάσταση του πελάτη όπως είναι την στιγμή που γίνεται η προσπάθεια ενάρξεως συνεργασίας και όχι κάποια άλλη στο παρελθόν. Για να μπορέσει ο χρηματοπιστωτικός οργανισμός να εξαλείψει όσο το δυνατόν περισσότερο το μειονέκτημα της έλλειψης ακρίβειας των εξαχθέντων αποτελεσμάτων πρέπει να παρακολουθεί τις εξελίξεις, φυσικά να αξιολογεί τα αποτελέσματα του με ένα καλό σύστημα ανατροφοδότησης πληροφορίας(feedback) και να μεταβάλλει το μοντέλο μέτρησης και τις παραμέτρους του όταν αυτό απαιτείται. Πρέπει δηλαδή να υπάρχει μια δυναμική και όχι στατική άποψη για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου και των τεχνικών μέτρησης αυτού. Επιπροσθέτως η στρατηγική ανάπτυξης ενός πιστωτικού οργανισμού μπορεί να μεταβάλλει την ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Αν για παράδειγμα απευθύνεται σε μικρομεσαίες επιχειρήσεις ή αποφασίσει να ακολουθήσει στην καταναλωτική πίστη την μέθοδο της μαζικής προσέλκυσης πελατείας τότε και τα δεδομένα που είναι δομημένο το μοντέλο αξιολόγησης πρέπει να αλλάξουν κι αυτές γιατί πολύ απλά δεν θα έχουν την σωστή εφαρμογή πάνω στους νέους πελάτες που προσελκύθηκαν. Αυτό είναι προφανές αφού όπως αναφέραμε παραπάνω πολλές από τις μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είναι ιστορικά στοιχεία συναλλακτικής συμπεριφοράς που διαφέρουν από δείγμα σε δείγμα. Σε ανάλογο μήκος κύματος κινείται και ο επόμενος περιορισμός που αναφέρεται στην μεροληψία που ενδέχεται να δημιουργηθεί αν το μοντέλο λαμβάνει υπ'όψιν του μόνο τους πελάτες οι οποίοι τελικά κρίθηκαν ως καλοί και πιστοδοτήθηκαν.

3. Μοντέλα Μέτρησης Πιστωτικού Κινδύνου

3.1 Γενικά

Σε μια αρκετά δημοφιλή εργασία από τους Altman και Saunders που δημοσιεύτηκε το 1998 από το Journal of banking and finance, με τίτλο “Credit Risk Measurement: Developments over the last 20 years” παρουσιάζονται με συνοπτικό τρόπο τα σημαντικότερα αλλά και δημοφιλέστερα μοντέλα που χρησιμοποιούνται στην διαδικασία μέτρησης πιστωτικού κινδύνου κυρίως από τραπεζικά ιδρύματα.

3.2 Μοντέλα βασισμένα σε λογιστικά στοιχεία των οικονομικών μονάδων

Σε τέτοια μοντέλα όπου χαρακτηρίζονται ως μιας μεταβλητής γίνεται μια απλή σύγκριση κάποιων σημαντικών αριθμοδεικτών υποκειμενικά προσδιορισμένων με τους αντίστοιχους αριθμοδείκτες του κλάδου που δραστηριοποιείται η επιχείρηση ή κάποιου δείγματος που θεωρείται αντιπροσωπευτικό και ικανό να οδηγήσει σε σχετικώς ικανοποιητικά συμπεράσματα. Από την άλλη υπάρχουν και τα πολυμεταβλητά μοντέλα όπου με τη χρήση πάλι σημαντικών αριθμοδεικτών και με την κατάλληλη επεξεργασία αυτών(δηλ. Δίνοντας κάποια στάθμιση βαρύτητας) τότε παράγεται ένα σκορ ή μια πιθανότητα αθέτησης(probability of default).

Υπάρχουν αρκετά μοντέλα που χρησιμοποιούν πολυμεταβλητή ανάλυση για credit-scoring. Τα πιο διαδεδομένα είναι :

- i) Μοντέλο γραμμικής πιθανότητας (Linear probability model)
- ii) Μοντέλο Logit

iii) Μοντέλο Probit

iv) Μοντέλο διακριτής ανάλυσης (discriminant analysis model)

Σε μια σύντομη και περιεκτική περιγραφή θα προχωρήσουμε εδώ αναφέροντας τα κυριότερα χαρακτηριστικά κάθε μεθόδου ξεχωριστά :

Μοντέλο γραμμικής πιθανότητας :

Στο μοντέλο αυτό αφού χρησιμοποιήσουμε δεδομένα του παρελθόντος και διαχωρίζουν τα δάνεια σε αυτά που είχαν ομαλή πορεία αποπληρωμής και σε αυτά τα οποία τελικά ο δανειοδοτούμενος δεν κατάφερε να φέρει εις πέρας τις υποχρεώσεις του. Δηλαδή η εξαρτημένη μεταβλητή μπορεί να πάρει 2 τιμές (binary). Η μια είναι $Z=1$ η οποία κατηγοριοποιεί αυτά τα οποία αποπληρώθηκαν κανονικά και η άλλη είναι $Z=0$ σε αυτά που μεταφέρθηκαν σε καθυστέρηση ή επισφάλεια. Έτσι λοιπόν καταλήγουμε σε μια γραμμική παλινδρόμηση η οποία παίρνει την εξής μορφή :

$$Z_i = \sum b_j x_{ij} + e_i$$

όπου b_j είναι ο συντελεστής βαρύτητας της j μεταβλητής, e_i είναι το αναμενόμενο σφάλμα(πρέπει να ισχύει $E(u_i)=0$). Αφού στη συνέχεια πολλαπλασιάσουμε τους συντελεστές βαρύτητας με την αντίστοιχη μεταβλητή x_j και οδηγούμαστε σε ένα αποτέλεσμα(σκορ) που υπολογίζει την πιθανότητα χρεοκοπίας του εν δυνάμει πελάτη και αθέτησης της συμφωνίας για επιστροφή του χρέους του. Ένα από τα σημαντικά μειονεκτήματα της παραπάνω μεθόδου είναι ότι η εκτιμώμενη πιθανότητα πτώχευσης μπορεί να βγει έξω από το διάστημα $[0,1]$.

Μοντέλο Logit

Στο μοντέλο αυτό θεωρούμε πως η πιθανότητα μη αποπληρωμής του δανείου κατανέμεται λογαριθμικά και κυμαίνεται εξ' ορισμού μεταξύ του διαστήματος [0,1]. Η λογαριθμική αυτή κατανομή δίδεται από τον τύπο :

$$p_i = F(Z_i) \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

Το ότι πλέον υπάρχει ο περιορισμός του διαστήματος [0,1] είναι εύκολο να κατανοηθεί αφού όταν το Z τείνει στο άπειρο τότε το e^{-Z} τείνει στο 0 και συνεπώς αυτομάτως μπαίνει ως άνω σύνορο για το p το 1. Από την άλλη καθώς το Z τείνει στο μείον άπειρο το e^{-Z} τείνει στο άπειρο και το p έχει ως κάτω όριο το 0.

Μοντέλο Probit

Το μοντέλο αυτό δεν έχει πολλές διαφορές σε σχέση με τη μέθοδο logit αφού η probit θεωρεί την πιθανότητα αποπληρωμής του δανείου ως αθροιστική κανονική κατανομή η οποία δεν διαφέρει πολύ από την logistic κατανομή του προηγούμενης τεχνικής. Στο εν λόγω μοντέλο ορίζουμε τις μεταβλητές με γραμμική συνάρτηση της μορφής :

$$Z = b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$$

όπου στη συνέχεια ορίζουμε ως $F(Z)$ την τυποποιημένη σωρευτική κανονική κατανομή που μας δίνει την πιθανότητα να συμβεί κάθε τιμή του Z .

Μοντέλο Διακριτής Ανάλυσης

Είναι μια στατιστική τεχνική η οποία χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση μιας παρατήρησης σε μια γνωστή εκ των προτέρων κλάση η οποία ως επί το πλείστον εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά αυτής της παρατήρησης. Αρχικά χρησιμοποιήθηκε για την ταξινόμηση και την πρόβλεψη σε προβλήματα όπου η εξαρτημένη μεταβλητή ήταν σε ποιοτική μορφή όπως π.χ. άντρα – γυναίκα, χρεοκοπία - όχι χρεοκοπία. Άρα σημαντικό στοιχείο στο μοντέλο αυτό είναι το πρώτο βήμα, δηλαδή να δημιουργήσουμε τα groups που θα κατανείμουμε τις εξαρτημένες μεταβλητές. Φυσικά οι ομάδες αυτές μπορούν να είναι παραπάνω από 2. Η μορφή της συνάρτησης της discriminant analysis είναι η ακόλουθη :

$$y = \lambda_1 X_1 + \lambda_2 X_2 + \lambda_3 X_3 + \dots + \lambda_n X_n$$

Βλέπουμε λοιπόν πως πρόκειται για μια γραμμική συνάρτηση με n επεξηγηματικές μεταβλητές οι οποίες είναι ικανές να διαχωρίσουν το δείγμα που μας ενδιαφέρει σε 2 ή περισσότερες ομάδες. Βασικό στοιχείο για την όσο το δυνατόν καλύτερη κατάταξη είναι η διακύμανση ανάμεσα στις 2 ομάδες να είναι όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ενώ η διακύμανση μέσα στις ομάδες να είναι όσο το δυνατόν μικρότερη. Αυτό πετυχαίνεται με την κατάλληλη επιλογή του συντελεστή λ . Δηλαδή πρέπει τα στοιχεία των χρεοκοπημένων εταιρειών για παράδειγμα να είναι όσο το δυνατόν πιο όμοια μεταξύ τους. Το ίδιο φυσικά πρέπει να ισχύει και για τις μη χρεοκοπημένες εταιρείες. Για παράδειγμα ένας εργαζόμενος σε μια τράπεζα για να κρίνει εάν πρέπει να προχωρήσει σε δανειοδότηση της εν λόγω εταιρείας θα πρέπει να συγκρίνει τα οικονομικά στοιχεία της επιχείρησης αυτής προσομοιάζουν με τα οικονομικά στοιχεία κάποιας άλλης εταιρείας και αν της δεύτερης εταιρείας τελικά εγκρίθηκε η συνεργασία και αν συνεχίζει ακόμα τις εργασίες της.

Το 1968 ο Altman ήταν ο πρώτος που χρησιμοποίησε την παραπάνω μέθοδο για να κατατάξει ένα δείγμα εταιρειών σε 2 κλάσεις : αυτές που έχουν

χρεοκοπήσει και σε αυτές που συνεχίζουν κανονικά τις εργασίες τους. Ξεκίνησε με 33 εταιρείες που ήταν ήδη χρεοκοπημένες και 33 που ήταν υγιείς. Σχημάτισε μια γραμμική εξίσωση αφού συγκέντρωσε οικονομικά στοιχεία για αυτές και προσπάθησε να τις κατατάξει όσο το δυνατόν καλύτερα σε 2 κλάσεις. Το προτεινόμενο υπόδειγμα του Altman περιελάμβανε 5 χρηματοοικονομικούς δείκτες(financial ratios) που θεωρούνταν ως οι σημαντικότεροι και έχουν άμεση σχέση τόσο με την καλύτερη παρουσίαση της χρηματοοικονομικής κατάστασης αλλά και την βιωσιμότητα της επιχείρησης. Οι 5 αυτοί αριθμοδείκτες έχουν και από ένα συντελεστή βαρύτητας όπου εαν στο τέλος προστεθούν μας δίνουν ένα άθροισμα που είναι γνωστό ως z-score. Το μοντέλο z-score του Altman είναι το ακόλουθο :

$$Z = 0,012 X_1 + 0.014 X_2 + 0.033 X_3 + 0.006 X_4 + 0.999 X_5$$

Όπου X_1 = κεφάλαιο κίνησης / σύνολο ενεργητικού

X_2 = παρακρατηθέντα κέρδη / σύνολο ενεργητικού

X_3 = κέρδη προ φόρων και τόκων / σύνολο ενεργητικού

X_4 = αξία ιδίων κεφαλαίων / σύνολο υποχρεώσεων

X_5 = πωλήσεις / σύνολο ενεργητικού

X_1 = κεφάλαιο κίνησης / σύνολο ενεργητικού

Ο δείκτης αυτός μας δίνει ένα μέτρο των στοιχείων που είναι εύκολα ρευστοποιήσιμα σε σχέση με το σύνολο του ενεργητικού της επιχείρησης. Όσο πιο μεγάλες λειτουργικές ζημιές παρουσιάζει η επιχείρηση τόσο και το κυκλοφορούν ενεργητικό της θα μειώνεται σε σχέση με το σύνολο του ενεργητικού της.

X_2 = παρακρατηθέντα κέρδη / σύνολο ενεργητικού

Τα παρακρατηθέντα κέρδη δείχνουν τα επενδεδυμένα κέρδη κατά την διάρκεια της ζωής μιας επιχείρησης. Εδώ ίσως υπάρχει μια διάκριση μεταξύ των νεοσυσταθεισών επιχειρήσεων οι οποίες δεν έχουν προλάβει ούτε

να κάνουν υψηλά αποθεματικά αλλά ούτε και να δημιουργήσουν υψηλά κέρδη που να τους επιτρέψουν και να δώσουν μέρος στους μετόχους και ταυτόχρονα να επαναεπενδυθεί και ένα μέρος εξ' αυτών. Εδώ ο Altman υποστηρίζει πως αυτό είναι κάτι που συμβαίνει και στην πραγματικότητα αφού διάφορες μελέτες έχουν δείξει πως ένα σημαντικό ποσοστό επιχειρήσεων που σταματούν την λειτουργία τους δεν ξεπερνούν τα 4-5 χρόνια ζωής. Επίσης μπορούμε μέσα από τον δείκτη αυτόν να δούμε και κατά πόσο η επιχείρηση χρησιμοποιεί «ίδια κεφάλαια» για την χρηματοδότηση του ενεργητικού της ή καταφεύγει σε δανεισμό, μετράει κατά ένα τρόπο την χρηματοοικονομική της μόχλευση (leverage).

$X_3 = \text{κέρδη προ φόρων και τόκων} / \text{σύνολο ενεργητικού}$

Ο δείκτης αυτός κατά τον Altman είναι αρκετά σημαντικός και δείχνει πολλά για την πραγματική ικανότητα της επιχείρησης να δημιουργεί κέρδη χωρίς να εμπλέκονται τα δάνεια που έχει πάρει για την χρηματοδότηση της λειτουργίας της.

$X_4 = \text{αξία ιδίων κεφαλαίων} / \text{σύνολο υποχρεώσεων}$

Ο δείκτης αυτός μας δείχνει τι ποσοστό μπορεί να χάσει η αξία του ενεργητικού της πριν οι υποχρεώσεις της το υπερκαλύψουν και τότε θα αντιμετωπίζει σημαντικά προβλήματα επιβίωσης.

$X_5 = \text{πωλήσεις} / \text{σύνολο ενεργητικού}$

Ο δείκτης αυτός θεωρείται ότι έχει και αυτός ιδιαίτερη βαρύτητα από τον Altman μιας και δείχνει την ικανότητα του ενεργητικού της επιχείρησης να δημιουργεί πωλήσεις αλλά και των στελεχών της να λειτουργούν σε ανταγωνιστικό περιβάλλον.

4. Νεότερες Τεχνικές Μέτρησης Πιστωτικού Κινδύνου

4.1 Εισαγωγή

Τα τελευταία χρόνια έχουν έρθει στη δημοσιότητα αρκετές μελέτες από ακαδημαϊκούς αλλά και χρηματοπιστωτικά ιδρύματα που αναπτύσσουν μια άλλη φιλοσοφία σχετικά με την μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου. Προτείνουν διαφορετικές μεθόδους για χρήση όπου κάθε μια έχει μια δική της προσέγγιση στο θέμα αυτό. Για παράδειγμα η JP Morgan δημιούργησε το μοντέλο CreditMetrics. Η προσέγγιση του πιστωτικού κινδύνου από το μοντέλο αυτό βασίζεται στη μεταφορά μιας επιχείρησης από μια κλίμακα κινδύνου σε μια άλλη (credit migration). Η “μετανάστευση” αυτή μετριέται ως πιθανότητα να συμβεί σε ένα συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα που συνήθως οριοθετείται ως 1 έτος. Στις κλίμακες αυτές όπως είναι αυτονόητο συγκαταλέγεται και η πτώχευση της αξιολογούμενης επιχείρησης. Μια εταιρεία που ειδικεύεται στις αναλύσεις πιστωτικού κινδύνου και αξιολογήσεις εταιρειών και επιχειρηματικών κλάδων η KMV Corporation δημιούργησε ένα μοντέλο το οποίο αποτιμά την πιθανότητα να πτωχεύσει η επιχείρηση αλλά και την κατανομή των ζημιών οι οποίες συνδέονται στενά τόσο στον κίνδυνο πτώχευσης αλλά και στον κίνδυνο “μετανάστευσης”(migration risk). Και οι 2 αυτές τεχνικές βασίζονται σε μοντέλα αποτίμησης των ενεργητικών μιας επιχείρησης(asset value models) και ειδικότερα αυτό του Merton. Μια άλλη εταιρεία χρηματοοικονομικών αναλύσεων, η Credit Suisse Financial Products, αξιολόγησε τον πιστωτικό κίνδυνο με την δική της προσέγγιση, ένα μοντέλο που το ονόμασε CreditRisk+. Το μοντέλο αυτό μετρά μόνο πιστωτικό κίνδυνο και πιθανότητα πτώχευσης και διαφέρει στα 2 παραπάνω ότι δεν είναι έτσι δομημένο που να μετρά και το migration risk. Τέλος η McKinsey μια εταιρεία συμβούλων, έβγαλε και αυτή στη δημοσιότητα το δικό της μοντέλο μέτρησης

πιστωτικού κινδύνου. Όπως και το CreditRisk+, έτσι και CreditPortfolioView μετρά μόνο τον κίνδυνο πτώχευσης. Η νέα τεχνική αυτή λαμβάνει υπ'όψιν της κυρίως μακροοικονομικά μεγέθη, όπως ανεργία, ύψος επιτοκίων, ανάπτυξη της οικονομίας. Γενικότερα στηρίζεται στην μελέτη των οικονομικών κύκλων.

4.2 CreditMetrics

Το μοντέλο CreditMetrics είναι βασισμένο στην αποτίμηση των μελλοντικών κατανομών των αλλαγών στη αξία ενός χαρτοφυλακίου δανείων ή ομολόγων σε ένα δεδομένο χρονικό ορίζοντα, συνήθως 1 έτος. Η αξία των χαρτοφυλακίων αυτών είναι στενά συνδεδεμένη με τις μετατοπίσεις από μια κλίμακα πιστωτικού κινδύνου ενός δανειζόμενου σε μια άλλη, έστω κι αν αυτή είναι η χρεοκοπία. Η νέα αυτή τεχνική δεν αντιμετωπίζει την κατανομή του χαρτοφυλακίου των δανείων ως κανονική όπως και ότι η διαφοροποίηση στα δάνεια μιας τράπεζας κάνει την μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου μια διαδικασία πολύ πιο περίπλοκη από αυτή της μέτρησης του κινδύνου αγοράς (market risk). Θα ήταν λογικό να υποθέσουμε πως η αξία του χαρτοφυλακίου ακολουθεί κανονική κατανομή λόγω του κινδύνου της αγοράς, όμως τα πράγματα δεν είναι έτσι και όταν αναφερόμαστε και στην κατανομή του ίδιου του χαρτοφυλακίου σε σχέση με τον πιστωτικό κίνδυνο. Η κατανομή του είναι πιο ασύμμετρη και με μεγαλύτερο αριστερό άκρο. Αυτό είναι λογικό αν προσπαθήσουμε να κατανοήσουμε και λογικά την συμπεριφορά της δυνητικής κίνησης των δανειζομένων ανάμεσα στις διάφορες οριοθετημένες κλίμακες του πιστωτικού κινδύνου. Υπάρχει περιορισμός στην καταγραφή υψηλότερων κερδών από την βελτίωση της χρηματοοικονομικής κατάστασης των πελατών και μετατόπισης της σε καλύτερη κλίμακα κινδύνου. Από την άλλη όμως η ζημιές που ενδέχεται να προκύψουν στο πιστωτικό ίδρυμα από την υποβάθμιση ή και χρεοκοπία των πελατών είναι πολύ υψηλότερες. Έτσι λοιπόν ο διάμεσος και η απόκλιση δεν αρκούν για τον υπολογισμό των απαιτούμενων κεφαλαίων αλλά και για να έχουμε μια σωστή απεικόνιση του

συνολικού κινδύνου στον οποίο έχει εκτεθεί το ίδρυμα. Για να μετρηθεί η επίδραση από την διαφοροποίηση του χαρτοφυλακίου πρέπει να υπολογιστούν οι συσχετίσεις στις αλλαγές της πιστοληπτικής ικανότητας για κάθε ζευγάρι δανειζομένων. Το CreditMetrics βασίζεται για να κάνει τις παραπάνω εκτιμήσεις στις αποδόσεις των περιουσιακών στοιχείων του κάθε ζευγαριού. Τα παραπάνω προκύπτουν βέβαια μετά από απλουστευτικές υποθέσεις (simplifying assumptions) τόσο για την κεφαλαιακή δομή όσο και για τις αποδόσεις των μετοχών των εν λόγω επιχειρήσεων. Ένα άλλο στοιχείο του μοντέλου αυτού είναι ότι η μοναδική αβεβαιότητα που προκύπτει είναι ο τρόπος που ένας οφειλέτης θα μετακινηθεί από μια κλίμακα πιστωτικού κινδύνου σε μια άλλη. Όλα τα άλλα κινούνται ντεντερμιστικά όπως για παράδειγμα τα επιτόκια, και κίνδυνος αγοράς είναι γνωστός και υπολογισμένος από πριν.

4.2.1 Αποτίμηση πιστωτικού κινδύνου για ένα μεμονωμένο δάνειο

Βήμα 1

Το μοντέλο για να μπορέσει να λειτουργήσει θα πρέπει να έχουν οριστεί όλες οι διαβαθμίσεις πιστοληπτικής ικανότητας που θα χρησιμοποιήσει το πιστωτικό ίδρυμα καθώς και οι πιθανότητες μετάβασης από την μια κατηγορία στην άλλη σε μια ορισμένη χρονική περίοδο. Αυτοί οι πίνακες μπορεί να είναι της Standard & Poor's ή της Moody's ή οποιαδήποτε διαβάθμιση χρησιμοποιεί η τράπεζα. Μια σημαντική υπόθεση που κάνει το CreditMetrics είναι ότι οι διαβαθμίσεις αυτές είναι ομοιογενείς. Δηλαδή 2 επιχειρήσεις που είναι στην ίδια κατηγορία πιστοληπτικής ικανότητας έχουν τις ίδιες ακριβώς πιθανότητες να μεταναστεύσουν σε άλλη κατηγορία ή ακόμα και να χρεοκοπήσουν. Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να αναφέρουμε τις ενστάσεις που έχουν να κάνουν με το αν η βαθμολογία σε ένα και μόνο δάνειο (έστω και ομόλογο) αντικατοπτρίζει την συνολική πιστοληπτική ικανότητα της

επιχείρησης. Ένα συνηθισμένο παράδειγμα είναι η προσφορά κάποιων εγγυήσεων από την μεριά του οφειλέτη όπως προσημείωση υποθήκης σε ακίνητα κυριότητάς του με σκοπό να αποσπάσει καλύτερη βαθμολογία και φυσικά καλύτερους όρους δανεισμού(επιτόκιο). Όμως αυτό δεν μπορεί να γίνεται για όλα τα είδη δανείου που μπορεί να πάρει. Επίσης υπάρχουν και κάποιοι κανόνες που σε περίπτωση ο οφειλέτης δεν μπορέσει να αντεπεξέλθει στις υποχρεώσεις που έχει αναλάβει για ένα δάνειο ή ένα ομόλογο τότε αυτομάτως κηρύσσεται σε πτώχευση και γίνονται άμεσα απαιτητές από το τραπεζικό ίδρυμα όλες οι απαιτήσεις του. Έτσι ο δανειστής μπορεί να επιλέξει για να τοποθετήσει τον πελάτη του σε μια βαθμίδα να πάρει ως σημείο αναφοράς τη βαθμολογία που δίνει και το μεγαλύτερο ρίσκο.

Βήμα 2

Επίσης ο ορισμός του χρονικού ορίζοντα είναι ένα άλλο σημαντικό στοιχείο για την λειτουργία του μοντέλου αυτού. Όπως αναφέραμε και προηγουμένως 1 έτος είναι η πιο συνηθισμένη περίοδος που χρησιμοποιείται αλλά φυσικά υπάρχουν και περιπτώσεις που θέλουμε να αξιολογήσουμε μεσομακροπρόθεσμα δάνεια και είναι λογικό να θέλουμε να επιλέξουμε μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα. Έτσι λοιπόν υπάρχει και η δυνατότητα επιλογής διάρκειας έως και 10 έτη.

Βήμα 3

Στη συνέχεια καθορίζουμε τις καμπύλες αποδόσεων για κάθε κατηγορία πιστοληπτικής ικανότητας και σε περίπτωση χρεοκοπίας της επιχείρησης θα υπολογίσουμε ένα ποσοστό ανάκτησης του αρχικού κεφαλαίου(recovery rate). Εδώ έρχεται να κάνει την εμφάνιση του ότι οι μελλοντικές αποδόσεις των δανείων(όπως και των ομολόγων) προεξοφλούνται με επιτόκια τα οποία τα θεωρούμε εξ' ορισμού σταθερά κάτι το οποίο φυσικά δεν ισχύει. Το πρόβλημα αυτό διογκώνεται όταν θέλουμε να υπολογίσουμε αποδόσεις ή ποσοστά ανάκτησης κεφαλαίων για δάνεια όσο το δυνατόν μεγαλύτερης διάρκειας. Όταν φτάσουμε στο σημείο που το recovery rate είναι το αντικείμενο υπολογισμού τότε χρησιμοποιούμε ιστορικά στοιχεία αναλόγων περιπτώσεων.

Βήμα 4

Στο τέλος αφού έχουμε τις μελλοντικές αξίες του δανείου ή του ομολόγου καθώς και την πιθανότητα μετάβασης σε άλλη κλίμακα πιστοληπτικής ικανότητας καταλήγουμε στην κατανομή των αλλαγών της αξίας σε 1 έτος.

4.2.2. Η περίπτωση του δανειακού χαρτοφυλακίου

Αν θεωρήσουμε ότι έχουμε 2 χρηματοδοτήσεις οι οποίες αντιστοιχούν σε 2 διαφορετικές κλάσεις πιστωτικού κινδύνου τότε προσθέτοντας τις πιθανότητες που έχει η κάθε μια χρηματοδότηση ξεχωριστά να μεταναστεύσει σε άλλη κλάση και θεωρώντας ότι δεν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ τους, εύκολα μπορούμε να οδηγηθούμε στην από κοινού πιθανότητα αλλαγής κατηγορίας. Δηλαδή με απλά λόγια είναι ένα άθροισμα πιθανοτήτων. Δυστυχώς όμως τα πράγματα δεν είναι τόσο απλά όταν θέλουμε να υπολογίσουμε τον πιστωτικό κίνδυνο όταν αλλάζει η διαφοροποίηση του δανειακού χαρτοφυλακίου. Οι συσχετίσεις στις αλλαγές των οφειλετών από την μια κατηγορία στην άλλη δεν είναι μηδέν.

Είναι αναμενόμενο οι συσχετίσεις για εταιρείες που δραστηριοποιούνται στον ίδιο κλάδο ή στην ίδια γεωγραφική περιοχή να είναι υψηλές. Όπως και ο οικονομικός κύκλος είναι ένας σημαντικός παράγοντας που επηρεάζει το μέγεθος της συσχέτισης. Για παράδειγμα όταν το σύνολο της οικονομίας είναι σε ύφεση, το ενεργητικό της εταιρείας μειώνεται τόσο σε αξία αλλά και σε ποιότητα οπότε η πιθανότητα πολλαπλών χρεοκοπιών είναι σχετικά υψηλή. Και φυσικά το αντίθετο ισχύει όταν η οικονομία βρίσκεται σε ανάπτυξη αφού η συσχέτιση χρεοκοπιών επιχειρήσεων μειώνεται ουσιαστικά. Είναι λοιπόν ευνόητο είναι οι πιθανότητες χρεοκοπίας των επιχειρήσεων αλλά και αλλαγής κλίμακας διαχρονικά να μην παραμένουν σταθερές. Το CreditMetrics χρησιμοποιεί την αξία των μετοχών μιας εταιρείας για να αξιολογήσει τις συσχετίσεις μεταξύ της αξίας των περιουσιακών στοιχείων 2 οφειλετών.

Θεωρεί δηλαδή πως όλα τα κεφάλαια μιας επιχείρησης έχουν προέλθει από τις εισφορές των μετόχων της. Έτσι λοιπόν βρίσκοντας τις συσχετίσεις στις μεταβολές της αξίας των μετοχών καταλήγει να υπολογίζει την κλίμακα πιστωτικού κινδύνου που αντιστοιχεί σε κάθε δανειακό χαρτοφυλάκιο καθώς και τις πιθανότητες μετατόπισης των χαρτοφυλακίων αυτών σε διαφορετικές κλίμακες.

Για να κατανοήσουμε καλύτερα τον τρόπο που εξάγονται αυτές οι πιθανότητες θα λάβουμε υπ' όψιν μας το μοντέλο που ανέπτυξε πρώτος ο Merton και βασίζεται πάνω στην θεωρία τιμολόγησης των χρηματοοικονομικών παραγώγων. Ο Merton θεώρησε πως αξία των περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης ακολουθεί την γεωμετρική κίνηση κατά Brown :

$$dV = \alpha V dt + \sigma V dW$$

ή αλλιώς :

$$V_t = V_0 \exp \left\{ \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) t + \sigma \sqrt{t} Z_t \right\}$$

όπου $Z_t \sim N(0,1)$ κανονική κατανομή με μ και σ^2 η μέση τιμή και διακύμανση αντίστοιχα των στιγμιαίων αποδόσεων των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης, dV_t / V_t . Το CreditMetrics κάνει την υπόθεση ότι ο ισολογισμός της εν λόγω επιχείρησης είναι πολύ απλός και αποτελείται το ενεργητικό της από τα περιουσιακά της στοιχεία και το παθητικό από τα ίδια κεφάλαια και από το χρέος. Έτσι λοιπόν η χρεοκοπία είναι πολύ πιθανή και αναβαίνει ο πιστωτικός κίνδυνος όταν η αξία των περιουσιακών στοιχείων είναι μικρότερη από το χρέος της στη λήξη του (συνυπολογίζοντας δηλαδή και το επιτόκιο που πρέπει να πληρώσει).

4.3. KMV model

Η αδυναμία του CreditMetrics, το ότι δηλαδή βασίζεται για την εξαγωγή των συμπερασμάτων σε μέσες ιστορικές συχνότητες χρεοκοπίας και μετατόπισης σε άλλη κατηγορία πιστοληπτική της ικανότητας. Οι 2 απλουστευτικές υποθέσεις του παραπάνω μοντέλου, δηλαδή ότι όλες οι εταιρείες στην ίδια κλάση έχουν τις ίδιες πιθανότητες για χρεοκοπία ή αλλαγή κλάσης και ότι η πραγματική πιθανότητα χρεοκοπίας είναι ίση με την μέση ιστορική τιμή της πιθανότητας χρεοκοπίας. Με άλλα λόγια η αλλαγές ανάμεσα σε διάφορες κατηγορίες κινδύνου είναι το ίδιο με την αλλαγή στην χρηματοοικονομική κατάσταση της επιχείρησης όπως αυτή κατατάσσεται στις διάφορες κατηγορίες.

Την αδυναμία αυτή ήρθε να καλύψει το μοντέλο της Moody's KMV θεωρώντας τις πιθανότητες χρεοκοπίας συνεχείς ενώ η αξιολόγηση των επιχειρήσεων γίνεται σε διακριτά χρονικά διαστήματα αφού οι οργανισμοί αξιολόγησης χρειάζονται ένα σεβαστό χρονικό διάστημα κάθε φορά που θέλουν να αναβαθμίσουν ή να υποβαθμίσουν μια επιχείρηση που η πιστοληπτική της ικανότητα έχει αλλάξει. Η μελέτη αυτή λοιπόν θέλησε να δείξει πως οι μέσες ιστορικές πιθανότητες χρεοκοπίας και μετάβασης από κλίμακα σε άλλη μπορεί να διαφέρουν σημαντικά από αυτές που ισχύουν στην πραγματικότητα, όπως επίσης και ότι 2 επιχειρήσεις που έχουν ταξινομηθεί στην ίδια κατηγορία ενδέχεται να έχουν διαφορετικές πιθανότητες χρεοκοπίας ή μετάβασης σε άλλες κλίμακες. Έχει υπολογιστεί πως σε κάθε κλίμακα ξεχωριστά από το σύνολο των επιχειρήσεων μόνο το 25% έχει περισσότερες πιθανότητες να χρεοκοπήσει από τη μέση ιστορική πιθανότητα χρεοκοπίας και το υπόλοιπο 75% έχει μικρότερες πιθανότητες χρεοκοπίας σε σχέση με αυτή.

Το μοντέλο KMV έχει καλύτερη εφαρμογή σε επιχειρήσεις που διαπραγματεύονται σε χρηματιστηριακές αγορές όπου η αξία των κεφαλαίων τους καθορίζονται με ακρίβεια καθημερινά μέσα από τις δυνάμεις της αγοράς.

Οι πληροφορίες που ενσωματώνονται στη τιμή των μετοχών μπορούν να μεταφραστούν σε ένα συνεπαγόμενο πιστωτικό κίνδυνο. Επίσης το μοντέλο KMV δεν χρησιμοποιεί στατιστικά στοιχεία όπως το CreditMetrics της S&P's για παράδειγμα, αλλά παράγει μόνη της τις πιθανότητες χρεοκοπίας (EDF, Expected Default Rate) για κάθε οφειλέτη ξεχωριστά βασισμένη στο μοντέλο του Merton. Συνεπώς η πιθανότητα χρεοκοπίας είναι συνάρτηση της κεφαλαιακής διάρθρωσης της επιχείρησης, της μεταβλητότητας στην αξία των περιουσιακών της στοιχείων και της παρούσας αξίας αυτών.

Για να υπολογίσει τη πιθανότητα αυτή η τεχνική KMV ακολουθεί 3 βήματα :

Βήμα 1

Εκτίμηση της αξίας των περιουσιακών στοιχείων και την μεταβλητότητα των αποδόσεων αυτών. Εδώ γίνεται η υπόθεση πως η αξία των περιουσιακών στοιχείων ακολουθεί λογαριθμική κατανομή και ακόμα ότι η κατανομή των αποδόσεων διαχρονικά παραμένει σταθερή. Αν όλες οι υποχρεώσεις της επιχείρησης ήταν εμπορεύσιμες και υπήρχαν αγοραίες τιμές για κάθε μια από αυτές τότε δεν θα είχαμε πρόβλημα για την εκτίμηση της πραγματικής τους αξίας και φυσικά για να υπολογίσουμε την κατανομή των αποδόσεων τους και συνεπώς και την μεταβλητότητα αυτών. Στην πραγματικότητα όμως το μόνο στο οποίο έχουμε καθημερινή αποτίμηση είναι οι μετοχές των εισηγμένων σε χρηματιστηριακές αγορές και σε ορισμένες περιπτώσεις κάποιο είδος χρέους το οποίο είναι και αυτό διαπραγματεύσιμο (εταιρικά ομόλογα). Και εδώ λοιπόν, όπως και στο CreditMetrics χρησιμοποιείται το μοντέλο του Merton που αποτιμά τις υποχρεώσεις της επιχείρησης. Με σκοπό την απλοποίηση το μοντέλο KMV υποθέτει πως η κεφαλαιακή δομή αποτελείται από μετοχές, βραχυπρόθεσμο χρέος το οποίο θεωρείται ισοδύναμο με μετρητά και μακροπρόθεσμο χρέος το οποίο και αυτό με τη σειρά του θεωρείται ισοδύναμο με ομόλογο χωρίς τακτή λήξη και μετατρέψιμες προνομιούχες μετοχές.

Βήμα 2

Στο δεύτερο βήμα προσπαθούμε να υπολογίσουμε την απόσταση μέχρι την χρεοκοπία (DD – Distance to Default). Στο πλαίσιο της αποτίμησης παραγώγων του πιστωτικού κινδύνου, χρεοκοπία επέρχεται όταν η αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης γίνεται μικρότερη από αυτήν των υποχρεώσεων της. Μια εταιρεία χρεοκοπεί όταν αδυνατεί να αποπληρώσει το δάνειο ή το κουπόνι του ομολόγου που έχει εκδόσει. Μετά από έρευνες οι αναλυτές της Moody's παρατήρησαν ότι η χρεοκοπία στο μεγαλύτερο μέρος του δείγματος των επιχειρήσεων επέρχεται όταν η αξία των περιουσιακών τους στοιχείων φτάσει σε ένα επίπεδο μεταξύ του συνόλου των υποχρεώσεων και βραχυπρόθεσμων χρεών της. Έτσι λοιπόν το μοντέλο KMV υπολογίζει και μια ενδιάμεση φάση πριν καταλήξει να υπολογίσει τις πιθανότητες χρεοκοπίας. Έτσι λοιπόν υπολογίζει ένα δείκτη που ονομάζεται απόσταση μέχρι την χρεοκοπία (distance to default). Η DD είναι ο αριθμός των τυπικών αποκλίσεων ανάμεσα στη μέση τιμή της κατανομής της αξίας των περιουσιακών στοιχείων και το όριο χρεοκοπίας. Το όριο χρεοκοπίας ορίζεται το σύνολο των άμεσων υποχρεώσεων συμπεριλαμβανομένου και το βραχυπρόθεσμο χρέος που πρέπει να επιστραφεί έστω και μετά από τον εξεταζόμενο χρονικό ορίζοντα και το μισό του μακροπρόθεσμου χρέους της επιχείρησης.

Βήμα 3

Η τελευταία φάση αποτελείται από την τελική αντιστοίχιση του αποτελέσματος του παραπάνω βήματος δηλαδή της εύρεσης της απόστασης από τη χρεοκοπία (DD) σε πραγματικές πιθανότητες χρεοκοπίας της επιχείρησης. Αυτές οι πιθανότητες έχουν ονομαστεί από την KMV Αναμενόμενες Συχνότητες Χρεοκοπίας (EDF – Expected Default Frequencies). Εδώ το μοντέλο χρησιμοποιεί ιστορικά στοιχεία από ένα μεγάλο δείγμα επιχειρήσεων το οποίο περιλαμβάνει και χρεοκοπημένες επιχειρήσεις οι οποίες άνηκαν στην ανάλογη κλίμακα που έχει εξαχθεί με τους παραπάνω υπολογισμούς. Μετά από έρευνα και πιστοληπτική αξιολόγηση πολλών επιχειρήσεων τα τελευταία χρόνια η KMV κατέληξε στο ότι οι Αναμενόμενες Συχνότητες Χρεοκοπίας

(EDF) αυξήθηκαν σημαντικά περί του 1 με 2 έτη πριν από την τελική χρεοκοπία της επιχείρησης. Ένα άλλο σημαντικό στοιχείο είναι ότι το μοντέλο αυτό δείχνει τον υποβιβασμό σε χειρότερη κλίμακα πιστωτικού κινδύνου μιας επιχείρησης πριν αυτό το υποδείξει και άλλα τέτοια μοντέλα όπως της Standard and Poor's για παράδειγμα.

4.4. CreditRisk +

Στο μοντέλο αυτό σε αντιδιαστολή με το KMV δεν χρησιμοποιείται πουθενά η κεφαλαιακή διάρθρωση της αξιολογούμενης επιχείρησης. Επίσης σε αυτό το μοντέλο σκοπός είναι να υπολογιστεί ο πιστωτικός κίνδυνος και όχι πιθανότητες μετάβασης σε διαφορετικές κλίμακες πιστοληπτικής ικανότητας. Το μοντέλο CreditRisk + δεν κάνει καμία υπόθεση για τους λόγους της χρεοκοπίας μιας επιχείρησης. Ένας οφειλέτης έχει P_A πιθανότητα να πτωχεύσει και $1 - P_A$ πιθανότητα να μην πτωχεύσει. Στην τεχνική αυτή γίνονται οι εξής υποθέσεις :

α) Για κάθε οφειλέτη ξεχωριστά η πιθανότητα αθέτησης της υποχρέωσής του για μια δεδομένη χρονική περίοδο ως πούμε για 1 μήνα είναι η ίδια για κάθε τέτοια χρονική περίοδο.

β) Για ένα μεγάλο αριθμό οφειλετών, η πιθανότητα χρεοκοπίας για κάθε έναν ξεχωριστά είναι μικρή, καθώς και ο αριθμός των πτωχεύσεων που λαμβάνουν χώρα σε μια δεδομένη χρονική περίοδο δεν συσχετίζεται με τις πτωχεύσεις που συμβαίνουν σε άλλες χρονικές περιόδους.

Έτσι λοιπόν η κατανομή των πιθανοτήτων χρεοκοπίας για έναν δεδομένο χρονικό ορίζοντα δίνεται από την κατανομή Poisson :

$$P(n \text{ defaults}) = \frac{\mu^n e^{-\mu}}{n!}$$

όπου μ = ο μέσος αριθμός των πτωχεύσεων ανά έτος,

$$\mu = \sum_A P_A, \text{ όπου } P_A \text{ η πιθανότητα χρεοκοπίας για τον οφειλέτη } A.$$

Το πλαίσιο λειτουργίας του μοντέλου αποτελείται κυρίως από 3 βήματα κι αυτό όπου στο πρώτο έχουμε τον υπολογισμό των συχνοτήτων χρεοκοπίας, στο δεύτερο την υπολογισμό της ενδεχόμενης ζημιάς που θα προκύψει και στο τρίτο βρίσκουμε την κατανομή των πιθανοτήτων πτωχεύσεων ενός δανειακού χαρτοφυλακίου.

4.4.1. Κύρια χαρακτηριστικά

Το μοντέλο CreditRisk+ μπορεί εύκολα να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο για μια περίοδο αλλά για περισσότερες. Επιπροσθέτως η μεταβλητότητα των πιθανοτήτων χρεοκοπίας μπορεί να έχει προέλθει από κάποιους παράγοντες που δεν είναι ορατοί με την πρώτη ματιά και ανάλυση. Γενικά για τους υπολογισμούς της τεχνικής αυτής απαιτούνται σχετικά λίγα δεδομένα όπως η πιθανότητα χρεοκοπίας και η το ύψος της έκθεσης(exposure) του πιστωτικού ιδρύματος στον οφειλέτη. Από την άλλη και στο CreditRisk+ δεν συμπεριλαμβάνεται ο κίνδυνος αγοράς(market risk) και δεν υπολογίζονται, σε αντίθεση με τα 2 προηγούμενα μοντέλα, πιθανότητες για υποβάθμιση ή αναβάθμιση της πιστοληπτικής ικανότητας του οφειλέτη. Δηλαδή ο πιστωτικός κίνδυνος θεωρείται σταθερός και δεν εξαρτάται από τυχόν αλλαγές στη χρηματοοικονομική κατάσταση του πελάτη.

4.5. Creditportfolio View

Το μοντέλο αυτό βρίσκει τις συνδυασμένες κατανομές πιθανοτήτων χρεοκοπίας και μεταβίβασης σε διαφορετικές κλίμακες πιστωτικού κινδύνου για διάφορους κλάδους της οικονομίας, σε κάθε χώρα. Το μοντέλο αυτό στηρίζεται κυρίως σε μακροοικονομικά μεγέθη όπως το επίπεδο της ανεργίας, ο ρυθμός ανάπτυξης του ΑΕΠ, το επίπεδο των μακροπρόθεσμων επιτοκίων, συναλλαγματικές ισοτιμίες, δημόσιες επενδύσεις. Το CreditPortfolio View

κάνει την εξής απλή υπόθεση : οι πιθανότητες χρεοκοπίας και μετάβασης σε άλλες κλίμακες είναι στενά συνδεδεμένες με το σύνολο της οικονομίας. Όταν τα μακροοικονομικά μεγέθη δεν δείχνουν ότι το σύνολο της οικονομίας δεν πηγαίνει καλά τότε και ανάλογα οι πιθανότητες να δούμε περισσότερες πτωχεύσεις εταιρειών είναι μεγαλύτερες. Όπως είναι και πιο πιθανό να έχουμε και περισσότερες υποβαθμίσεις σε κατηγορίες μεγαλύτερου πιστωτικού κινδύνου. Φυσικά το αντίθετο συμβαίνει όταν το σύνολο της οικονομίας αποδίδει καλά. Έχουμε δηλαδή μια στενή σχέση ανάμεσα στους οικονομικούς κύκλους και επιχειρηματικούς κύκλους. Η τεχνική αυτή μπορεί να εφαρμοστεί σε κάθε χώρα ξεχωριστά, σε διαφορετικούς κλάδους της οικονομίας και σε οφειλέτες που αντιδρούν διαφορετικά σε κάθε κατάσταση της οικονομίας στο σύνολό της(ανάπτυξη ή ύφεση).

Για να βρεθούν οι πιθανότητες χρεοκοπίας χρησιμοποιείται το μοντέλο logit όπου η ανεξάρτητη μεταβλητή είναι ένας θεωρητικός δείκτης που αναφέρεται στην μακροοικονομική κατάσταση της χώρας και λογικά βασίζεται σε τέτοια μεγέθη :

$$P_{j,t} = \frac{1}{1 + e^{-Y_{j,t}}}$$

όπου $P_{j,t}$ αντιστοιχεί στην πιθανότητα χρεοκοπίας στην περίοδο t για οφειλέτες που δραστηριοποιούνται στον κλάδο ή χώρα j . Όπου $Y_{j,t}$ είναι η τιμή ενός δείκτη που είναι το αποτέλεσμα μιας πολυμεταβλητής εξίσωσης η οποία αντικατοπτρίζει την κατάσταση της οικονομίας :

$$Y_{j,t} = \beta_{j,0} + \beta_{j,1}X_{j,1,t} + \beta_{j,2}X_{j,2,t} + \dots + \beta_{j,m}X_{j,m,t} + v_{j,t}$$

όπου $Y_{j,t}$ είναι η αξία του δείκτη αυτού για την περίοδο t για την χώρα ή κλάδο j , β_j είναι ο συντελεστής στάθμισης και $X_{j,t}$ είναι για την περίοδο t τα μεγέθη της οικονομίας που θα χρησιμοποιηθούν και $v_{j,t}$ είναι το αναμενόμενο σφάλμα το οποίο ακολουθεί κανονική κατανομή.

5. Νευρωνικά δίκτυα (Neural Nets)

5.1 Εισαγωγή

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι μια αναδυόμενη και πολλά υποσχόμενη υπολογιστική τεχνολογία και προσφέρει νέες δυναμικές στην εξερεύνηση ποικίλων χρηματοοικονομικών προβλημάτων. Η τεχνολογία αυτή, έχοντας τη δυνατότητα να αναγνωρίζει υπολογιστικά μοτίβα, μπορεί να συμπληρώσει αλγοριθμικές, στατιστικές και τεχνητής νοημοσύνης προσεγγίσεις, για την υποστήριξη χρηματοοικονομικών αποφάσεων και λύσεων προβλημάτων. Η δυνατότητά τους να μοντελοποιήσουν μη γραμμικά υποδείγματα, να αντιμετωπίσουν στοιχεία που κινούνται στοχαστικά, προσφέρουν μια μεγάλη γκάμα υποστηρικτικών λύσεων στη λήψη αποφάσεων. Τα τελευταία χρόνια τα νευρωνικά δίκτυα έχουν αρχίσει να χρησιμοποιούνται σε πολλά οικονομικά προβλήματα όπως το εμπόριο αγαθών, στον καθορισμό τραπεζικών χρεοκοπιών, πιστωτικού κινδύνου, στην πρόβλεψη τιμών μετοχών και άλλα. Ο σκοπός της χρήσης των νευρωνικών δικτύων στην χρηματοοικονομική δεν είναι να αντικαταστήσουν παραδοσιακές τεχνικές αλλά να λειτουργήσουν σαν συμπληρωματικά και εναλλακτικά εργαλεία. Οι ερευνητές από την δεκαετία του 1960 είχαν αρχίσει να ενδιαφέρονται και να προσπαθούν να ανακαλύψουν υπολογιστικές τεχνικές που να προσομοιώνουν στο ανθρώπινο εγκέφαλο και ειδικότερα στον τρόπο που συνδέονται και διαχέονται οι εισερχόμενες πληροφορίες στους νευρώνες. Επίσης η έρευνα σε αυτό το πεδίο της επιστήμης, στην δημιουργία των νευρωνικών δικτύων και τα αποτελέσματα της διαφέρουν πολύ σε σχέση με τα υπολογιστικά συστήματα που βασίζονται στον αλγόριθμο IF – THEN. Οι τεχνικές αυτές έχουν να κάνουν με μια αλληλουχία λογικών διαδοχικών αποφάσεων. Τα νευρωνικά όμως δίκτυα βασίζονται στην συμπεριφορική προσέγγιση του προβλήματος που πρέπει να επιλυθεί. Μαθαίνουν δηλαδή από τα παραδείγματα και

προσαρμόζουν τις παραμέτρους τους μέσω της διαδικασίας της συνεχούς ανατροφοδότησης (feedback).

5.2 Η βασική δομή

Ο τεχνητός νευρώνας είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου άμεσα αντιστοιχίζονται με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Ένας τεχνολογικός νευρώνας δέχεται κάποια σήματα εισόδου (inputs) τα οποία αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα μεταβάλλεται από μια τιμή βάρους w_i (weight). Η τιμή αυτή μπορεί να είναι αρνητική ή θετική. Ο νευρώνας εκτελεί τότε ένα σταθμισμένο άθροισμα όλων των σημάτων εισόδων χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση f . Το άθροισμα αυτό δίνεται από τον τύπο :

$$\sum_{i=1}^N w_i x_i$$

όπου X_i είναι τα εισερχόμενα δεδομένα. Η έξοδος του συγκεκριμένου νευρώνα με την σειρά της είναι είσοδος σε όλους τους άλλους νευρώνες με τους οποίους είναι συνδεδεμένος.

5.3 Τύποι νευρωνικών δικτύων

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ΤΝΔ) έχει δομηθεί από αλληλοσυνδεδεμένους νευρώνες. Αν και τα ΤΝΔ είναι σχεδιασμένα σε υπολογιστές περισσότερο θεωρούνται σαν ηλεκτρονικά κυκλώματα παρά σαν προγράμματα. Υπάρχουν 2 τύποι ΤΝΔ : α) τα στατικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ή δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (feed-forward networks) και β) τα δυναμικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (dynamic networks). Εδώ θα ασχοληθούμε με τον πρώτο τύπο νευρωνικών δικτύων.

5.3.1 Feed-forward nets.

Ένα τυπικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης αποτελείται συνήθως από 3 διαστρωματώσεις νευρώνων (layers) :

- i) η διαστρωμάτωση των νευρώνων εισαγωγής στοιχείων (input layer)
- ii) η διαστρωμάτωση των νευρώνων εξαγωγής αποτελέσματος (output layer)
- iii) και τέλος η ενδιάμεση ή κρυμμένη διαστρωμάτωση νευρώνων (hidden layer).

Φυσικά τα hidden layers μπορεί να είναι περισσότερα από ένα ανάλογα με την αρχιτεκτονική του δικτύου ή την πολυπλοκότητα του προβλήματος που θέλουμε να επιλύσουμε.

Στα δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, οι νευρώνες κάθε επιπέδου μπορεί να είναι συνδεδεμένοι με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου (fully connected) ή σε άλλη περίπτωση υπάρχει μερική διασύνδεση (partially connected). Η κίνηση ξεκινά από τους νευρώνες εισαγωγής, περνά από τους ενδιάμεσους νευρώνες και καταλήγει στους νευρώνες ή τον μοναδικό νευρώνα εξαγωγής του αποτελέσματος. Ένα τέτοιο δίκτυο ξεκινά τις διαδικασίες έχοντας πάρει τυχαίες τιμές για τις σταθμίσεις σε κάθε νευρώνα. Στη συνέχεια αυτές οι σταθμίσεις αλλάζουν κάθε φορά που ο χρήστης εισάγει ένα ζευγάρι στοιχείων εισαγωγής – αποτελέσματος. Κάθε ζευγάρι επεξεργάζεται από το δίκτυο σε 2 στάδια. Αρχικά παρουσιάζεται σαν δείγμα όπου εισέρχεται από τους νευρώνες εισαγωγής και φτάνει μέχρι τους νευρώνες αποτελέσματος. Στη συνέχεια το αποτέλεσμα που πέτυχε το νευρωνικό δίκτυο συγκρίνεται με το πραγματικό αποτέλεσμα. Έτσι γίνονται οι κατάλληλες μετατροπές στις τιμές των σταθμίσεων που ενώνουν τους νευρώνες μεταξύ τους προκειμένου να πετύχει η υπολογιστική διαδικασία το πραγματικό αποτέλεσμα και να μειώσει το σφάλμα. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται backpropagation και γίνεται σταδιακά από διαστρωμάτωση σε διαστρωμάτωση αλλά προς τα πίσω φτάνοντας στο input layer.

5.3.2 Διαδικασία Μάθησης

Τα βάρη των διασυνδέσεων w_i είναι από τους σημαντικότερους παράγοντες ενός νευρωνικού δικτύου αφού στην ουσία αποτελούν την μνήμη του. Εκεί μεταφράζεται η πληροφορία που εισέρχεται στο σύστημα. Η διαδικασία όπου τα βάρη αυτά αναπροσαρμόζονται προκειμένου να αποθηκευθεί η πληροφορία με τον καλύτερο δυνατόν τρόπο ονομάζεται εκπαίδευση. Ένα χαρακτηριστικό, ίσως και το σημαντικότερο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι ότι δεν προγραμματίζονται αλλά μαθαίνουν με την βοήθεια παραδειγμάτων. Δίνεται λοιπόν ένα σετ δεδομένων εκμάθησης (training set) όπου περιέχονται παραδείγματα με τις εισερχόμενες μεταβλητές (input values) και τα αποτελέσματα αυτών (output values). Τότε μιλάμε για εκπαίδευση με επίβλεψη (supervised learning) όπου ένας χρήστης «προμηθεύει» το σύστημα με τις αναγκαίες μεταβλητές. Η εκπαίδευση με επίβλεψη ουσιαστικά μπορεί να θεωρηθεί και σαν μια διαδικασία να βρεθεί το καταλληλότερο μοντέλο που δίνει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα (optimisation). Ο στόχος είναι να μειωθεί το σφάλμα μεταξύ πραγματικού αποτελέσματος και αποτελέσματος που δίνει η υπολογιστική διαδικασία του νευρωνικού δικτύου. Υπάρχει βέβαια και η περίπτωση όπου η διαδικασία εκμάθησης δεν γίνεται με επίβλεψη και το δίκτυο πρέπει να αναπροσαρμόσει τα βάρη κάθε νευρώνα μόνο του χωρίς να έχει το πλεονέκτημα του γνωστού εκ των προτέρων του πραγματικού αποτελέσματος. Οι χωρίς επίβλεψη τεχνικές ονομάζονται και Probabilistic Neural Nets (Πιθανοτικά Νευρωνικά Δίκτυα).

5.4 Διαχωρισμός Δεδομένων

Μια σημαντική και αναγκαία διαδικασία πριν από την έναρξη χρήσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι ο διαχωρισμός των δεδομένων σε 2 τουλάχιστον ομάδες (sets). Το ένα set είναι τα δεδομένα με την βοήθεια του οποίου θα

γίνει η διαδικασία εκμάθησης και θα δοθούν τόσο οι μεταβλητές εισόδου (inputs) όσο και τα επιθυμητά αποτελέσματα (outputs). Το set αυτό ονομάζεται κατάρτισης (training set). Επίσης πρέπει να δημιουργηθεί και ένα set δεδομένων επικύρωσης (validation set). Ο λόγος που δημιουργείται αυτή η ομάδα δεδομένων είναι ότι αν χρησιμοποιούσαμε μόνο το training set τότε τα αποτελέσματα που θα παίρναμε θα ήταν πολύ κοντά στα πραγματικά. Έτσι λοιπόν δημιουργούμε αυτήν την δεύτερη ομάδα για να εξάγουμε κάποια συμπεράσματα σχετικά με την ικανότητα του νευρωνικού δικτύου να προσαρμοστεί στα δεδομένα του set της κατάρτισης. Μια άλλη ομάδα δεδομένων μπορεί να είναι και η ομάδα δοκιμής (test set) όπου το νευρωνικό δίκτυο όπου κάνει τους υπολογισμούς του ανάλογα με την δομή που του έχει οριστεί σε δεδομένα που δεν έχουν συμπεριληφθεί στις 2 προηγούμενες ομάδες όπου σε αυτό το set φαίνεται και η πιο αντιπροσωπευτική προσέγγιση των υπολογισμών στο πρόβλημα που του έχει δοθεί για επεξεργασία.+

5.5 Αρχιτεκτονική Δικτύου

Δεν υπάρχει μέχρι τώρα μια εμπειριστατωμένη πρακτική που να υποδεικνύει πιο πρέπει να είναι το ιδεατό μέγεθος ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Λέγοντας μέγεθος εννοούμε φυσικά τον αριθμό των κρυμμένων επιπέδων (hidden layers) καθώς και τους νευρώνες που θα αποτελούν κάθε διαστρωμάτωση. Η Neural-Works, μια εταιρεία λογισμικού που δημιουργεί και ειδικεύεται στα νευρωνικά δίκτυα, προτείνει ότι ο αριθμός των νευρώνων του ενδιάμεσου επιπέδου να είναι το άθροισμα των νευρώνων που δέχονται τα δεδομένα (input nodes) και των νευρώνων όπου εξάγεται το αποτέλεσμα (output nodes) πολλαπλασιαζόμενο με τον αριθμό 2/3. Οι περισσότεροι ερευνητές όμως υποστηρίζουν πως δεν υπάρχει κάποιος κανόνας και η καλύτερη μέθοδος είναι αυτή του trial and error. Συνεχώς δοκιμάζουμε διάφορες αρχιτεκτονικές και σταματάμε εκεί όπου βρίσκουμε το καλύτερο αποτέλεσμα.

5.6 Προβλήματα των Νευρωνικών Δικτύων

Ένα σημαντικό μειονέκτημα νευρωνικών δικτύων είναι ο χρόνος που απαιτείται κατά την διαδικασία εκμάθησης. Αν τα δεδομένα είναι πολλά ίσως χρειαστεί να γίνουν πολυάριθμες επαναλήψεις εκμάθησης. Επίσης για πολύ μεγάλα δείγματα χρειάζονται και υπολογιστές που μπορούν να «σηκώνουν» την εφαρμογή αυτή. Το σημαντικότερο όμως πρόβλημα της τεχνικής αυτής είναι ότι θεωρούνται black boxes. Δεν υπάρχει δηλαδή η δυνατότητα κατανόησης του τρόπου σύμφωνα με τον οποίο τα νευρωνικά δίκτυα πραγματοποιούν όλες τις ενέργειες και τους αλγόριθμους για να καταλήξουν στα αποτελέσματα. Το τελευταίο αυτό μειονέκτημα είναι ίσως και ο σημαντικότερος παράγοντας που τα νευρωνικά δίκτυα δεν γίνονται αποδεκτά σαν τεχνική από πολλούς ερευνητές και ακαδημαϊκούς.

6. Εφαρμογή Νευρωνικού Δικτύου.

6.1 Επιλογή δείγματος

Στην παρακάτω πρακτική εφαρμογή χρησιμοποιήσαμε το μοντέλο Z-score του Altman σε 169 ελληνικές επιχειρήσεις από όλους τους κλάδους της ελληνικής οικονομίας με ίδια κεφάλαια από 200.000 € μέχρι 1.200.000 €. Ο λόγος που έγινε η παραπάνω επιλογή είναι ότι προσπαθήσαμε να κατασκευάσουμε ένα χαρτοφυλάκιο επιχειρήσεων που να μην απέχει από την πραγματικότητα που έχουν να αντιμετωπίσουν οι περισσότερες ελληνικές τράπεζες. Οι Ανώνυμες Επιχειρήσεις στην ελληνική αγορά ως επί το πλείστον είναι αυτού του μεγέθους και συνεπώς αποτελούν και το μεγαλύτερο target group των πιστωτικών οργανισμών. Δεν επιδιώχθηκε εξειδίκευση σε ένα συγκεκριμένο κλάδο δραστηριότητας γιατί συνήθως υπάρχει ένα μοντέλο αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας για όλες τις επιχειρήσεις και όχι ένα για κάθε κλάδο. Στη συνέχεια έγινε μια προσπάθεια να δούμε κατά πόσο ένα λογισμικό νευρωνικού δικτύου προσαρμόζεται στα αποτελέσματα που μας έδωσε το μοντέλο του Altman. Θεωρούμε δηλαδή πως το αποτέλεσμα του δείκτη του Altman είναι πλήρως αξιόπιστο και αντικατοπτρίζει την πραγματική εικόνα στην ελληνική οικονομία. Οι επιχειρήσεις χωρίστηκαν με βάση το αποτέλεσμα αυτό σε 2 ομάδες. Αυτές που δεν έχουν ικανοποιητικά οικονομικά στοιχεία και πήραν βαθμολογία 0 και στην άλλη ομάδα των υγιών επιχειρήσεων που βαθμολογήθηκαν με 1. Για να υπολογιστούν τα ανωτέρω χρησιμοποιήθηκαν οι χρηματοοικονομικοί δείκτες του Altman όπως αυτοί περιγράφονται σε προηγούμενο μέρος της παρούσης εργασίας και σταθμίστηκαν με τα προτεινόμενα βάρη του αρχικού μοντέλου. Εδώ πρέπει να αναφερθεί πως για να λειτουργήσει σωστά η εφαρμογή χρειάστηκε να

χωρίσουμε σε 4 ίσες αποστάσεις τα αποτελέσματα του κάθε δείκτη και να πάρουν τις αντίστοιχες τιμές από 1-4. Όπως είναι εύκολα κατανοητό τα αποτελέσματα κάθε δείκτη αποτελούν και τα δεδομένα εισαγωγής (inputs) για το νευρωνικό δίκτυο και το αποτέλεσμα είναι το δεδομένο εξαγωγής (output). Σε σύνολο 169 επιχειρήσεων το μοντέλο z-score του Altman κατέταξε 58 ως υγιείς και 111 ως προβληματικές. Δηλαδή σε ποσοστά 34,3% υγιείς και 65,7% ως προβληματικές.

Σύνολο επιχειρήσεων	Υγιείς	Προβληματικές
169	58	111
100%	34,30%	65,70%

6.2 Χωρισμός Δείγματος

Για να προσπαθήσουμε να κάνουμε κατάταξη με το λογισμικό του νευρωνικού δικτύου πρέπει να χωρίσουμε τα δεδομένα μας σε 2 τουλάχιστον ομάδες. Η πρώτη ομάδα όπου τροφοδοτήσαμε το δίκτυο για εκμάθηση (training data) επιλέχθηκε τυχαία και αποτελούταν από 90 επιχειρήσεις. Το δεύτερο δείγμα όπου χρησιμοποιήθηκε για επικύρωση (validation set) κι αυτό επιλέχθηκε τυχαία και αποτελούταν από 39 επιχειρήσεις. Οι υπόλοιπες 40 επιχειρήσεις χρησιμοποιήθηκαν ως νέα δεδομένα για να τα κατατάξει το νευρωνικό δίκτυο σύμφωνα με τα δεδομένα που έλαβε.

6.3 Δομή Δικτύων

Για να καταλήξουμε στα διάφορα συμπεράσματα δημιουργήσαμε ένα ικανό αριθμό νευρωνικών δικτύων με διαφορετική δομή ή εξαιρέσαμε κάποιες

μεταβλητές κάθε φορά. Αυτό έγινε σε μια προσπάθεια να διερευνήσουμε διαδοχικά κατά πόσο οι μεταβολές αυτές αλλάζουν και τα αποτελέσματα της εφαρμογής. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήσαμε 9 διαφορετικές δομές νευρωνικών δικτύων με διαφορετικό αριθμό hidden layers και νευρώνων που τα απαρτίζουν, επίσης εξαιρέσαμε διαδοχικά κάθε εισερχόμενη μεταβλητή δηλαδή χρηματοοικονομικό δείκτη. Το λογισμικό που χρησιμοποιήσαμε μας έδινε κάποιες δυνατότητες πάνω στην ίδια την λειτουργία του νευρωνικού δικτύου όπως για παράδειγμα το μέγεθος βημάτων για κάθε κλίση αντιστοιχεί στον παράγοντα που πολλαπλασιάζεται για την διόρθωση του λάθους κατά την διάρκεια της τεχνικής backpropagation. Ουσιαστικά η τιμή αυτή είναι και η ταχύτητα εκμάθησης του δικτύου. Επίσης υπήρχε η επιλογή να επιλεγεί από τον χρήστη η ταχύτητα αλλαγής βάρους κάθε φορά που γίνεται μια επανάληψη. Ένα άλλο σημαντικό είναι η τιμή ανοχής λάθους, όπου ανατροφοδοτείται το λάθος μόνο εάν είναι μεγαλύτερο από την συγκεκριμένη τιμή.

6.4 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα

Όλα τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν είχαν σχεδόν άριστη προσαρμογή στην κατάταξη εταιρειών που από το μοντέλο του Altman είχαν χαρακτηριστεί ως προβληματικές. Αυτό φαίνεται και από το training set αλλά και από όταν ζητήθηκε να κατατάξουν τις εταιρείες σε εντελώς καινούργιο δείγμα. Δηλαδή δεν είχε χρησιμοποιηθεί ούτε σαν training data ούτε και σαν validation data. Εδώ είναι αναγκαία να αναφερθούμε στον διαχωρισμό μεταξύ σφάλμα τύπου I και σφάλμα τύπου II. Το σφάλμα τύπου I συμβαίνει όταν μια εταιρεία έχει καλά οικονομικά στοιχεία, είναι δηλαδή χαμηλού πιστωτικού ρίσκου, ταξινομείται στις εταιρείες υψηλού ρίσκου και η συνεργασία δεν προχωρά. Τότε ο πιστωτικός οργανισμός έχει το κόστος της μη είσπραξης των τόκων και άλλων παράπλευρων προμηθειών. Από την άλλη όμως το σφάλμα τύπου II είναι πιο σοβαρό με πολύ πιο σημαντικές συνέπειες. Το

σφάλμα αυτό συμβαίνει όταν μια εταιρεία δεν είναι υγιής, έχει σημαντικά προβλήματα και το μοντέλο που χρησιμοποιείται έχει αδυναμία στο να τα διαγνώσει. Τότε η συνεργασία προχωρά και η επιχείρηση χρηματοδοτείται. Σε αυτήν την περίπτωση το κόστος της τράπεζας εάν πτωχεύσει η εταιρεία είναι πολύ υψηλό αφού θα σχηματίσει μια επισφαλής απαίτηση με σημαντικό ενδεχόμενο να μην εισπράξει τις απαιτήσεις της. Εκτός αυτού, δημιουργείται και στην αγορά μια άσχημη εικόνα για το πιστωτικό ίδρυμα εάν αυτό είναι ένα φαινόμενο που επαναλαμβάνεται σε ικανά χρονικά διαστήματα.

Συγκεκριμένα έχουμε :

Για το πρώτο νευρωνικό δίκτυο όπου χρησιμοποιήσαμε 1 hidden layer και 25 νευρώνες όταν κατέταξε τα νέα δεδομένα, σε σύνολο 40 επιχειρήσεων με το μοντέλο του Altman να κατατάσσει 20 εταιρείες ως υγιείς και τις υπόλοιπες ως προβληματικές, αυτό δεν έκανε κανένα σφάλμα στις εταιρείες με κατάταξη 0 αλλά 9 εταιρείες κλάσης I της κατέταξε εσφαλμένα στην κλάση 0. Είχε ένα σφάλμα 22,5% στο σύνολο των περιπτώσεων.

Parameters/Options		
# Hidden layers	1	
# Nodes in HiddenLayer-1	25	
CostFunctions	Maximum likelihood	
Hidden layer sigmoid	Standard	
Output layer sigmoid	Standard	
# Epochs	30	
Step size for gradient descent	0,1	
Weight change momentum	0,6	
Error tolerance	0,01	
Weight decay	0	
Classification Confusion Matrix		
	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	15	23
0	0	91

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	38	23	60,53
0	91	0	0,00
Overall	129	23	17,83

Στο δεύτερο νευρωνικό δίκτυο τα αποτελέσματα είναι παρόμοια και να κατατάσσει όλες τις προβληματικές επιχειρήσεις σωστά αλλά και πάλι να κάνει 9 λάθη όπως και στην προηγούμενη περίπτωση. Αυτό το νευρωνικό δίκτυο είχε 2 hidden layers με 25 νευρώνες αντίστοιχα το κάθε layer.

Parameters/Options		
# Hidden layers	2	
# Nodes in HiddenLayer-1	25	
# Nodes in HiddenLayer-2	25	
	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	16	22
0	0	91

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	38	22	57,89
0	91	0	0,00
Overall	129	22	17,05

Στην τρίτη προσπάθεια όπου το δίκτυο είχε 1 hidden layer και 4 νευρώνες τότε στην ταξινόμηση νέων στοιχείων έκανε 10 σφάλματα τύπου I και ήταν 100% στην ταξινόμηση μη υγιών επιχειρήσεων. Συνολικό σφάλμα 25%.

Parameters/Options	
# Hidden layers	1
# Nodes in HiddenLayer-1	4

Classification Confusion Matrix		
	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	17	21
0	0	91

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	38	21	55,26
0	91	0	0,00
Overall	129	21	16,28

Στο τέταρτο κατά σειρά νευρωνικό δίκτυο προσθέσαμε ένα ακόμα hidden layer με 4 νευρώνες. Τα αποτελέσματα ήταν όμοια με αυτά του πρώτου δικτύου κάνοντας 9 λάθη τύπου I.

Parameters/Options	
# Hidden layers	2
# Nodes in HiddenLayer-1	4
# Nodes in HiddenLayer-2	4

	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	16	22
0	1	90

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	38	22	57,89
0	91	1	1,10
Overall	129	23	17,83

Στα επόμενα 5 διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα αφαιρούμε διαδοχικά και μια εισερχόμενη μεταβλητή, αρχίζοντας από την X1 και φτάνοντας στο X5 . Εδώ αξίζει να σημειώσουμε πως όταν δεν βάζουμε καθόλου την τελευταία

εισερχόμενη μεταβλητή (πωλήσεις / σύνολο ενεργητικού) τότε το δίκτυο ταξινομεί 100% λάθος τις περιπτώσεις υγιών επιχειρήσεων, όπως αυτές βγαίνουν από το μοντέλο του Altman ενώ και πάλι δεν κάνει κανένα σφάλμα στις άλλες επιχειρήσεις. Επίσης όταν δεν συμπεριλάβουμε την μεταβλητή X3 (κέρδη προ φόρων και τόκων / σύνολο ενεργητικού) τότε το νευρωνικό κάνει και σφάλμα τύπου II.

Variables				
# Input Variables	4			
Input variables	K2	K3	K4	K5
Output variable	RESULT			

Parameters/Options	
# Hidden layers	1
# Nodes in Hidden Layer-1	4

Classification Confusion Matrix		
	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	15	23
0	0	91

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	38	23	60,53
0	91	0	0,00
Overall	129	23	17,83

Variables				
# Input Variables	4			
Input variables	K1	K3	K4	K5
Output variable	RESULT			

Parameters/Options		
# Hidden layers	1	
# Nodes in HiddenLayer-1	4	
	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	16	22
0	0	91

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	38	22	57,89
0	91	0	0,00
Overall	129	22	17,05

Variables				
# Input Variables	4			
Input variables	K1	K2	K4	K5
Output variable	RESULT			

Parameters/Options	
# Hidden layers	1
# Nodes in HiddenLayer-1	4

Classification Confusion Matrix		
	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	27	31
0	2	109

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	58	31	53,45
0	111	2	1,80
Overall	169	33	19,53

Variables				
# Input Variables	4			
Input variables	K1	K2	K3	K5
Output variable	RESULT			

Parameters/Options		
# Hidden layers	1	
# Nodes in HiddenLayer-1	4	
	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	15	23
0	0	91

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	38	23	60,53
0	91	0	0,00
Overall	129	23	17,83

Variables				
# Input Variables	4			
Input variables	K1	K2	K3	K4
Output variable	RESULT			

Parameters/Options		
# Hidden layers	1	
# Nodes in HiddenLayer-1	4	
Classification Confusion Matrix		
	Predicted Class	
Actual Class	1	0
1	0	38
0	0	91

Error Report			
Class	# Cases	# Errors	% Error
1	38	38	100,00
0	91	0	0,00
Overall	129	38	29,46

Σε όλα τα παραπάνω νευρωνικά δίκτυα η δομή που ακολουθήθηκε είναι αυτή που είχε το μικρότερο σφάλμα κατά την διάρκεια εκπαίδευσης και επικύρωσης, δηλαδή η τρίτη δοκιμή που είχε και το χαμηλότερο συνολικό σφάλμα 16,28%.

Παρακάτω παρουσιάζονται συνοπτικά αποτελέσματα όλων των νευρωνικών δικτύων που εφαρμόσαμε. Συγκεκριμένα παρουσιάζεται η απόδοση των

δικτύων κατά τις 2 πρώτες απαραίτητες διαδικασίες, αυτή της εκμάθησης και της επικύρωσης.

	ΤΝΔ I	ΤΝΔ II	ΤΝΔ III	ΤΝΔ IV	ΤΝΔ V	ΤΝΔ VI	ΤΝΔ VII	ΤΝΔ VIII	ΤΝΔ IX
Συνολικό Σφάλμα	17,83%	17,05%	16,28%	17,83%	17,83%	17,05%	19,53%	17,83%	29,46%

7. Συμπεράσματα

Βλέπουμε πως η τεχνική που εφαρμόσαμε είχε άριστη προσαρμογή στην κατηγοριοποίηση προβληματικών εταιρειών σε όλα τα είδη νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιήσαμε. Η μέθοδος δεν είχε τα επιθυμητά αποτελέσματα όταν της ζητήθηκε να ταξινομήσει υγιείς επιχειρήσεις. Άρα συμπεραίνουμε πως τα νευρωνικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως ένα εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων από τα στελέχη των πιστωτικών ιδρυμάτων για την ακόμα καλύτερη κατάταξη των επιχειρήσεων αυτών που υπάρχει σκεπτικισμός για την έναρξη της συνεργασίας. Όπως είπαμε το σφάλμα να καταταχτεί μια προβληματική επιχείρηση ως καλή είναι πολύ πιο επικίνδυνο από τα ακριβώς αντίθετο σφάλμα. Έτσι λοιπόν ο κίνδυνος αυτός με την χρήση νευρωνικών δικτύων απομακρύνεται ακόμα περισσότερο. Φυσικά ο πιστωτικός οργανισμός θα έχει συμπεριλάβει μεγαλύτερα δείγματα και για την διαδικασία εκμάθησης αλλά και επικύρωσης του μοντέλου άρα το πιο πιθανό είναι ότι τα αποτελέσματα θα είναι πιο κοντά στην πραγματικότητα. Εδώ βέβαια αξίζει να αναφέρουμε πως τα ποσοτικά στοιχεία δεν είναι αρκετά για να κατανοήσουμε και να αξιολογήσουμε μια επιχείρηση σε διάφορες κλίμακες πιστοληπτικής ικανότητας. Μπορεί να υπάρξουν σημαντικά στοιχεία τα οποία δεν μπορούν να καταγραφούν σε μαθηματική μορφή ή ακόμα περισσότερο να μην μπορούν να καταγραφούν καθόλου στο χαρτί και να χρησιμοποιηθούν μετά από οποιαδήποτε επεξεργασία μετατροπής τους. Η διαδικασία ταξινόμησης των επιχειρήσεων και απόδοσης του σωστού βαθμού πιστωτικού κινδύνου δεν είναι εύκολη υπόθεση γιατί εκτός από αριθμούς, σημαντική εμπλοκή έχει και ανθρώπινος παράγοντας και οι αντιδράσεις του που δύσκολα μπορούν να μετρηθούν και να ποσοτικοποιηθούν.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Saunders A., Cornett M.M. – Financial Institution Management, Mc Graw – Hill, International Edition.
2. Baestans Dirk-Emma, Van Den Bergh, Wood Douglas – Neural Network Solutions for trading in Financial Markets, Financial Times – Pitman Publishing.
3. Altman I. Edward, Saunders A. - Credit Risk Measurement: Developments over the last 20 years, Journal of Banking and Finance 21(1998)
4. Risk Management Group of the Basel Committee on Banking Supervision – Principles for the Management of Credit Risk,
5. Mester J. Loretta – What’s the Point of Credit Scoring, Business Review, Federal Reserve Bank of Philadelphia.
6. Grouhy Michel, Galai Dan, Mark Robert – A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models, Journal of Banking and Finance 24(2000) 59-117.
7. Altman I. Edward – Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta Models, July 2000.
8. Crosbie Peter, Bohn Jeff – Modeling Default Risk, Moody’s KMV Company, December 2003
9. Koyluoglu Ugur, Hickman Andrew – A Generalized Framework for Credit Risk Portfolio Models, CSFP Capital Inc. October 1999.
10. West David – Neural Network Credit Scoring Models, Computers & Operations Research 27(2000).
11. Huang Z., Chen H., Hsu C-J., Chen W.-H., Wu S. – Credit Rating Analysis with Support Vector Machines and Neural Networks: A Market Comparative Study, Decision Support Systems 37(2004).

12. PIRAMUTHU SELWYN – Financial Credit-Risk Evaluation with Neural and Neurofuzzy Systems, European Journal of Operational Research 112(1999).
13. ATIYA AMIR – Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results, Transactions on Neural Networks, Vol. 12, No. 4, July 2001.
14. ZHANG G., HU M., PATUWO E., INDRU D., - Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-Validation Analysis, European Journal of Operational Research 116(1999) 16-32.
15. OLMEDA I, FERNANDEZ E. – Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction, Computational Economics 10: 317-335 1997, 1997 Kluwer Academic Publishes.

Για την εφαρμογή του Νευρωνικού Δικτύου χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό XLminer ver.2.4.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΤΑΙΡΕΙΩΝ / Z-SCORE

Working capital	Total assets	X1	Retained earnings	Total assets	X2	EBIT	Total assets	X3	market value of equity	Debt	X4	Sales	Total assets	X5	Z score	R
-546540	1460620	-0,374183	-51906	1460620	-0,035536	-34083	1460620	-0,023334	541629	916909	0,590711	541808	1460620	0,370943	0,368359	0
574979	1991551	0,288709	-22791	1991551	-0,011443	42203	1991551	0,021191	1063973	866509	1,227884	864843	1991551	0,434256	0,445192	0
612432	1225897	0,499578	26513	1225897	0,021627	35822	1225897	0,029221	527053	698795	0,754231	1047603	1225897	0,854560	0,865493	0
472221	956625	0,493632	57581	956625	0,060191	8778	956625	0,009176	668722	287903	2,322733	691461	956625	0,722813	0,743095	0
306840	1553475	0,197518	192498	1553475	0,123914	197936	1553475	0,127414	492498	1060976	0,464193	13120322	1553475	8,445788	8,448438	1
2099287	4563061	0,460061	511247	4563061	0,112040	266645	4563061	0,058435	1104659	3419977	0,323001	3451686	4563061	0,756440	0,766640	0
409477	1660436	0,246608	136994	1660436	0,082504	61291	1660436	0,036912	715654	936167	0,764451	1633378	1660436	0,983704	0,992639	0
283522	2149810	0,131882	-91692	2149810	-0,042651	192580	2149810	0,089580	401339	1748470	0,229537	4009877	2149810	1,865223	1,868677	1
259209	816035	0,317644	465256	816035	0,570142	220852	816035	0,270640	585005	231030	2,532160	1700950	816035	2,084408	2,118241	1
188854	4807876	0,039280	393347	4807876	0,081813	1868427	4807876	0,388617	770992	3851176	0,200196	9610019	4807876	1,998807	2,012451	1
173332	383827	0,451588	-40625	383827	-0,105841	4532	383827	0,011807	276858	106969	2,588207	852526	383827	2,221120	2,238755	1
3530	498072	0,007087	-7359	498072	-0,014774	70287	498072	0,141118	479940	180131	2,664394	326063	498072	0,654650	0,674517	0
327837	450199	0,728204	-33592	450199	-0,074615	123339	450199	0,273965	406657	43542	9,339419	560017	450199	1,243932	1,315459	0
-470486	2232300	-0,210762	27292	2232300	0,012225	28405	2232300	0,012724	261962	1970607	0,132934	3038862	2232300	1,361314	1,358812	0
-26521	1066753	-0,024861	19091	1066753	0,017896	6257	1066753	0,005865	790677	275656	2,868346	1991606	1066753	1,866979	1,882468	1
205372	1224817	0,167675	166303	1224817	0,135777	362272	1224817	0,295776	386428	831799	0,464568	2951367	1224817	2,409639	2,423690	1
32150	2742899	0,011721	349650	2742899	0,127474	250897	2742899	0,091471	778159	1943161	0,400460	5261075	2742899	1,918070	1,923499	1
213275	444793	0,479492	-20940	444793	-0,047078	27252	444793	0,061268	373748	71045	5,260722	124030	444793	0,278848	0,317250	0
78564	2858680	0,027482	37938	2858680	0,013271	422756	2858680	0,147885	205439	2653241	0,077429	3269349	2858680	1,143656	1,148373	0
-359542	1376761	-0,261150	5219	1376761	0,003790	142724	1376761	0,103666	225101	1151660	0,195457	1479925	1376761	1,074932	1,075370	0
601028	2258238	0,266149	63036	2258238	0,027913	434112	2258238	0,192234	1746897	505578	3,455247	767089	2258238	0,339684	0,370004	0
87847	1618257	0,054284	15490	1618257	0,009572	175799	1618257	0,108634	805327	812931	0,990646	5160916	1618257	3,189181	3,196307	1
631674	1586631	0,398122	371026	1586631	0,233845	43299	1586631	0,027289	1017828	569349	1,787704	1306346	1586631	0,823345	0,842200	0
251685	1335695	0,188429	429456	1335695	0,321522	326106	1335695	0,244147	524458	811237	0,646491	2566729	1335695	1,921643	1,938419	1
-41445	1803290	-0,022982	80389	1803290	0,044579	140131	1803290	0,077708	226956	1576334	0,143977	2136950	1803290	1,185028	1,187620	0
288034	455378	0,632516	74683	455378	0,164002	3899	455378	0,008562	309463	145911	2,120902	277175	455378	0,608670	0,630955	0
156897	930324	0,168647	-2769	930324	-0,002976	24632	930324	0,026476	662861	267462	2,478337	119081	930324	0,127999	0,145597	0
259632	1636985	0,158603	19862	1636985	0,012133	213030	1636985	0,130135	685183	951802	0,719879	1455837	1636985	0,889340	0,899137	0
524380	2082084	0,251853	39627	2082084	0,019032	76641	2082084	0,036809	1184007	898076	1,318381	1049144	2082084	0,503891	0,515801	0
187405	1189501	0,157549	-246254	1189501	-0,207022	-22151	1189501	-0,018622	295795	893705	0,330976	4959537	1189501	4,169426	4,165620	1
33028	1000312	0,033017	9618	1000312	0,009615	52330	1000312	0,052313	280221	720090	0,389147	802930	1000312	0,802679	0,806468	0
143533	1816007	0,079037	9061	1816007	0,004989	166878	1816007	0,091892	202751	1612179	0,125762	2651458	1816007	1,460048	1,463393	0
105852	921969	0,114810	19196	921969	0,020820	273547	921969	0,296698	218377	703592	0,310374	2346031	921969	2,544587	2,555365	1
66367	1009118	0,065767	-71423	1009118	-0,070777	-78405	1009118	-0,077696	277109	731428	0,378860	569662	1009118	0,564514	0,563457	0
230506	516461	0,446318	5934	516461	0,011489	68840	516461	0,133291	305934	205398	1,489469	547921	516461	1,060914	1,078705	0
176830	3064145	0,057709	60274	3064145	0,019670	403795	3064145	0,131780	359640	2689227	0,133733	1502790	3064145	0,490443	0,496072	0
100385	1616338	0,062106	-264852	1616338	-0,163859	105595	1616338	0,065329	332653	1283684	0,259139	714560	1616338	0,442085	0,443805	0
84665	2661035	0,031816	36435	2661035	0,013692	147115	2661035	0,055284	333227	2327808	0,143150	3598815	2661035	1,352411	1,354316	0
-12464	3320487	-0,003753	180610	3320487	0,054392	268096	3320487	0,080739	480210	284027	1,690719	10529082	3320487	3,170945	3,181299	1

-330830	8992246	-0,036790	5928	8992246	6,59235E	42835	8992246	0,004763	423408	468837	0,903102	151152	8992246	0,016809	0,021935	0
285051	1585610	0,179773	228061	1585610	0,143831	77492	1585610	0,048872	778962	806648	0,965677	1259298	1585610	0,794204	0,804987	0
-461514	3429662	-0,134565	127806	3429662	0,037264	475581	3429662	0,138667	565749	2629891	0,215122	7868041	3429662	2,294115	2,296595	1
265831	1696504	0,156693	335299	1696504	0,197641	288066	1696504	0,169799	447799	1241720	0,360628	4672246	1696504	2,754043	2,763704	1
3844734	6527724	0,588985	-145373	6527724	-0,022270	338152	6527724	0,051802	1084749	5442974	0,199293	20826044	6527724	3,190398	3,196869	1
672481	3000135	0,224150	234892	3000135	0,078293	454206	3000135	0,151395	739457	2248038	0,328934	6298066	3000135	2,099260	2,107917	1
-330458	2005514	-0,164774	-374383	2005514	-0,186676	-10672	2005514	-0,005321	211617	1793897	0,117964	442101	2005514	0,220442	0,216163	0
817	1144566	7,13808E	-257541	1144566	-0,225011	15328	1144566	0,013391	404263	740329	0,546058	290395	1144566	0,253716	0,254039	0
-195355	2138206	-0,091363	139355	2138206	0,065173	260493	2138206	0,121827	288204	1846865	0,156050	5388207	2138206	2,519966	2,522218	1
121368	570687	0,212669	39957	570687	0,070015	131537	570687	0,230488	441267	129419	3,409599	171534	570687	0,300574	0,331869	0
810373	1151660	0,703656	216248	1151660	0,187770	13954	1151660	0,012116	958238	289680	3,307919	508814	1151660	0,441809	0,472687	0
594907	1313049	0,453072	-277925	1313049	-0,211663	104128	1313049	0,079302	578496	676881	0,854649	261820	1313049	0,199398	0,209417	0
-267955	1216593	-0,220250	34317	1216593	0,028207	74088	1216593	0,060897	770643	401161	1,921031	588445	1216593	0,483682	0,494486	0
75903	718423	0,105652	-27347	718423	-0,038065	-15558	718423	-0,021655	502175	216248	2,322218	85422	718423	0,118902	0,132736	0
531388	959589	0,553766	13071	959589	0,013621	29003	959589	0,030224	933171	260417	3,583372	316879	959589	0,330223	0,359226	0
848625	2725149	0,311404	495965	2725149	0,181995	657109	2725149	0,241127	1095965	1628978	0,672793	3655068	2725149	1,341236	1,358173	0
286992	1399373	0,205086	197288	1399373	0,140983	155621	1399373	0,111207	379587	1017029	0,373231	5662072	1399373	4,046149	4,052447	1
-187279	1381235	-0,135588	197288	1381235	0,142834	53905	1381235	0,039026	379790	997704	0,380664	1120519	1381235	0,811244	0,814377	0
-42991	3243884	-0,013252	-66933	3243884	-0,020633	262670	3243884	0,080973	370806	2873078	0,129062	2280991	3243884	0,703166	0,705462	0
336187	3510745	0,095759	480344	3510745	0,136821	790476	3510745	0,225159	843194	2667550	0,316093	4502278	3510745	1,282428	1,293537	0
80444	377095	0,213325	-24702	377095	-0,065506	50085	377095	0,132817	376545	100500	3,746716	138449	377095	0,367146	0,395285	0
1108746	1763789	0,628616	1074860	1763789	0,609403	823829	1763789	0,467079	1133560	630229	1,798647	2396486	1763789	1,358714	1,399636	0
223091	646888	0,344868	89304	646888	0,138051	33944	646888	0,052472	227249	419639	0,541534	535482	646888	0,827781	0,838005	0
159361	2072431	0,076895	62960	2072431	0,030379	680615	2072431	0,328413	170960	781453	0,218771	3927088	2072431	1,894918	1,906522	1
991851	1838701	0,539430	435842	1838701	0,237037	213015	1838701	0,115850	1050532	788169	1,332876	2251183	1838701	1,224333	1,244721	0
1031288	2842346	0,362829	96956	2842346	0,034111	128325	2842346	0,045147	1041838	1799857	0,578844	902654	2842346	0,317573	0,327050	0
376112	1945888	0,193285	19125	1945888	0,009828	98393	1945888	0,050564	464125	1481762	0,313225	4126235	1945888	2,120489	2,124373	1
-1386205	1349898	-1,026896	-134434	1349898	-0,099588	201446	1349898	0,149230	575763	3692731	0,155917	12504014	1349898	9,262932	9,245812	1
757550	10121069	0,074848	630766	10121069	0,062322	985023	10121069	0,097324	1149766	8948635	0,128485	7112553	10121069	0,702747	0,707797	0
222397	972793	0,228616	92410	972793	0,094994	173654	972793	0,178510	268493	695868	0,385838	637552	972793	0,655383	0,667006	0
267220	488075	0,547497	20923	488075	0,042868	50189	488075	0,102830	320923	167152	1,919947	1153780	488075	2,363939	2,383659	1
208679	1417974	0,147167	289532	1417974	0,204187	150597	1417974	0,106205	1015681	382670	2,654195	1115966	1417974	0,787014	0,810282	0
-4759	316967	-0,015014	-67176	316967	-0,211933	-19332	316967	-0,060990	202798	113484	1,787018	131079	316967	0,413541	0,418690	0
564281	2173335	0,259638	232950	2173335	0,107185	392976	2173335	0,180817	762403	1407472	0,541682	2588232	2173335	1,190903	1,203545	0
-1005132	5712744	-0,175945	532822	5712744	0,093269	647149	5712744	0,113281	826322	4326461	0,190992	4567905	5712744	0,799599	0,802878	0
154034	956187	0,161091	-36656	956187	-0,038335	45557	956187	0,047644	368520	586183	0,628677	343873	956187	0,359629	0,366010	0
-94190	1465218	-0,064283	-38911	1465218	-0,026556	-35685	1465218	-0,024354	1061088	404130	2,625610	22531	1465218	0,015377	0,029168	0
-289245	933573	-0,309825	-28236	933573	-0,030245	-16749	933573	-0,017940	521645	406396	1,283587	1093493	933573	1,171298	1,173095	0
51693	618718	0,083548	178278	618718	0,288140	158517	618718	0,256202	450234	168718	2,668559	1225889	618718	1,981337	2,008858	1
-758221	1309768	-0,578897	-313457	1309768	-0,239322	-283901	1309768	-0,216756	380201	916504	0,414838	1094315	1309768	0,835502	0,819706	0
148697	3199970	0,046468	384741	3199970	0,120232	363719	3199970	0,113663	713091	2486879	0,286741	2565518	3199970	0,801731	0,808642	0
291305	2356405	0,123622	49547	2356405	0,021026	264494	2356405	0,112244	244658	1804246	0,135601	4658832	2356405	1,977093	1,981411	1
170238	370059	0,460029	39542	370059	0,106853	7068	370059	0,019099	367585	100474	3,658508	190444	370059	0,514631	0,543714	0
-132128	3679321	-0,035910	10623	3679321	0,002887	28168	3679321	0,007655	1075253	2604068	0,412912	3665398	3679321	0,996215	0,997559	0

-465890	938431	-0,496456	5959	938431	0,006349	88129	938431	0,093911	275960	658186	0,419273	2168753	938431	2,311041	2,308476	1
-56120	2233633	-0,025124	37754	2233633	0,016902	65677	2233633	0,029403	425857	1798952	0,236725	1716276	2233633	0,768378	0,769936	0
175429	831355	0,211015	-48389	831355	-0,058204	-67627	831355	-0,081345	452802	376377	1,203054	1701965	831355	2,047218	2,051422	1
361298	1902790	0,189878	70086	1902790	0,036833	896677	1902790	0,471243	370086	1532704	0,241459	2189589	1902790	1,150725	1,169368	0
296582	1022641	0,290015	28951	1022641	0,028310	25890	1022641	0,025316	321952	700689	0,459479	658756	1022641	0,644171	0,650996	0
184352	1184879	0,155587	82680	1184879	0,069779	37254	1184879	0,031441	382681	802198	0,477040	766497	1184879	0,646898	0,652995	0
325721	2203088	0,147847	-3160	2203088	-0,001434	44526	2203088	0,020210	578647	1619875	0,357217	4643754	2203088	2,107838	2,110295	1
-164658	6830725	-0,024105	61654	6830725	0,009025	136291	6830725	0,019952	1095786	5612088	0,195254	8156855	6830725	1,194141	1,194614	0
657857	841926	0,781371	65586	841926	0,077899	3588	841926	0,004261	648492	184069	3,523091	411611	841926	0,488892	0,520149	0
228788	380769	0,600857	14653	380769	0,038482	27504	380769	0,072232	339778	88907	3,821723	190613	380769	0,500600	0,533162	0
148388	1431876	0,103631	-299793	1431876	-0,209370	84251	1431876	0,058839	419326	1009413	0,415415	277244	1431876	0,193622	0,196175	0
-196695	1037374	-0,189608	16440	1037374	0,015847	295879	1037374	0,285219	221540	814555	0,271976	2100187	1037374	2,024522	2,031488	1
555731	2983825	0,186247	41869	2983825	0,014031	795684	2983825	0,266665	819891	1705144	0,480833	3266616	2983825	1,094774	1,107796	0
153991	750001	0,205321	114923	750001	0,153230	46037	750001	0,061382	294696	455304	0,647251	821214	750001	1,094950	1,104373	0
143664	1704320	0,084294	-65723	1704320	-0,038562	54772	1704320	0,032137	376746	1325411	0,284248	1671015	1704320	0,980458	0,982715	0
709443	3271444	0,216859	292865	3271444	0,089521	158056	3271444	0,048313	1034591	2236853	0,462520	2513973	3271444	0,768459	0,775916	0
218698	5157371	0,042404	241974	5157371	0,046918	542611	5157371	0,105210	721975	4435396	0,162775	4521412	5157371	0,876689	0,881426	0
-424618	3450942	-0,123044	63240	3450942	0,018325	2885790	3450942	0,836232	210501	3225354	0,065264	7093752	3450942	2,055598	2,080310	1
-91517	1153684	-0,079325	208503	1153684	0,180727	-35254	1153684	-0,030557	281959	843924	0,334104	1371028	1153684	1,188391	1,189777	0
286987	2288837	0,125385	44326	2288837	0,019366	70136	2288837	0,030642	644325	163517	3,940415	2682215	2288837	1,171868	1,197125	0
-522304	4837422	-0,107971	137050	4837422	0,028331	179550	4837422	0,037116	685834	4229960	0,162137	3353574	4837422	0,693256	0,693861	0
131052	964534	0,135870	7060	964534	0,007319	17899	964534	0,018557	274943	689590	0,398705	1940865	964534	2,012230	2,014956	1
569607	1792501	0,317772	296513	1792501	0,165418	428987	1792501	0,239323	765983	1007902	0,759977	5393301	1792501	3,008813	3,024391	1
235183	607595	0,387071	86625	607595	0,142570	47292	607595	0,077834	525373	120919	4,344834	1041241	607595	1,713708	1,742723	0
-742914	1680970	-0,441955	-82463	1680970	-0,049056	-115582	1680970	-0,068759	544104	1136865	0,478600	2828764	1680970	1,682816	1,675745	0
-58406	396514	-0,147298	7646	396514	0,019283	103392	396514	0,260752	265734	130780	2,031916	177152	396514	0,446773	0,465625	0
117782	1150220	0,102399	73173	1150220	0,063616	-76803	1150220	-0,066772	213722	936497	0,228214	2204074	1150220	1,916219	1,915588	1
-88971	3586774	-0,024805	36011	3586774	0,010039	235928	3586774	0,065777	572195	2986057	0,191622	4449674	3586774	1,240578	1,242501	0
322437	2740075	0,117674	106352	2740075	0,038813	640184	2740075	0,233637	551352	2188723	0,251905	6190048	2740075	2,259079	2,267997	1
307239	789477	0,389167	4663	789477	0,005906	4400	789477	0,005573	298134	491343	0,606773	619887	789477	0,785186	0,792978	0
-200334	504485	-0,397105	5949	504485	0,011792	-11364	504485	-0,022525	243071	259741	0,935820	21244	504485	0,042110	0,042339	0
-119940	689375	-0,173983	239850	689375	0,347923	24307	689375	0,035259	475056	214319	2,216583	110895	689375	0,160863	0,177948	0
235532	1288085	0,182854	258193	1288085	0,200447	30234	1288085	0,023472	905694	369395	2,451830	1238849	1288085	0,961775	0,981300	0
-108920	2599505	-0,041900	93107	2599505	0,035817	101420	2599505	0,039015	239607	2341397	0,102335	6383307	2599505	2,455585	2,455030	1
397481	1442662	0,275519	46765	1442662	0,032415	112484	1442662	0,077969	641064	775423	0,826728	709657	1442662	0,491908	0,502709	0
261039	1778752	0,146754	255118	1778752	0,143425	65935	1778752	0,037068	867779	911632	0,951896	1083768	1778752	0,609285	0,619379	0
222662	1157631	0,192342	32943	1157631	0,028457	80952	1157631	0,069929	568689	588941	0,965612	623239	1157631	0,538374	0,548643	0
308507	874318	0,352854	73113	874318	0,083622	25988	874318	0,029723	373113	501204	0,744433	593102	874318	0,678359	0,688533	0
-371891	882943	-0,421194	-167243	882943	-0,189415	-153625	882943	-0,173991	407658	444661	0,916783	392436	882943	0,444463	0,436071	0
31804	1326053	0,023983	110857	1326053	0,083599	157346	1326053	0,118657	257593	1062712	0,242392	5550570	1326053	4,185782	4,188425	1
238492	1856407	0,128469	4641	1856407	0,002499	64592	1856407	0,034794	612935	1240587	0,494068	1921319	1856407	1,034966	1,039620	0
524587	1550991	0,338226	4773	1550991	0,003077	74109	1550991	0,047781	1021671	259320	3,939807	623452	1550991	0,401970	0,430885	0
-767782	1111948	-0,690483	14478	1111948	0,013020	50838	1111948	0,045719	249489	862459	0,289276	812457	1111948	0,730660	0,725071	0
-159481	1542770	-0,103373	90488	1542770	0,058652	82837	1542770	0,053693	990489	552281	1,793451	2976736	1542770	1,929474	1,939658	1

114412	1308103	0,087464	11437	1308103	0,008743	145924	1308103	0,111553	396437	881250	0,449857	1902063	1308103	1,454062	1,460160	0
395012	1099434	0,359286	167262	1099434	0,152134	144402	1099434	0,131342	925671	172124	5,377931	877694	1099434	0,798314	0,840559	0
201535	5274948	0,038206	116321	5274948	0,022051	106803	5274948	0,020247	805181	4469767	0,180139	10079851	5274948	1,910891	1,911496	1
-337389	1581251	-0,213368	15257	1581251	0,009648	43753	1581251	0,027669	773524	807727	0,957655	671285	1581251	0,424527	0,428336	0
37071	415138	0,089298	16441	415138	0,039603	57015	415138	0,137339	339302	75836	4,474154	91229	415138	0,219755	0,252539	0
207250	1846345	0,112248	427688	1846345	0,231640	233451	1846345	0,126439	487688	1349236	0,361454	5232942	1846345	2,834216	2,842313	1
222186	861981	0,257762	-436866	861981	-0,506816	29377	861981	0,034080	857371	400609	2,140169	76240	861981	0,088447	0,098322	0
397892	914745	0,434975	208113	914745	0,227509	106156	914745	0,116049	648114	266631	2,430752	570180	914745	0,623321	0,649516	0
-605911	6837594	-0,088614	-48761	6837594	-0,007131	242448	6837594	0,035458	513881	6323713	0,081262	12711836	6837594	1,859109	1,857744	1
313726	582940	0,538178	5276	582940	0,009050	12925	582940	0,022172	571697	101243	5,646780	156324	582940	0,268164	0,309093	0
198944	1619535	0,122840	162116	1619535	0,100100	204195	1619535	0,126082	222116	1397419	0,158947	2316601	1619535	1,430411	1,436970	0
289545	1695633	0,170759	126982	1695633	0,074887	-72251	1695633	-0,042610	1624368	300264	5,409799	465815	1695633	0,274714	0,308590	0
227045	499439	0,454600	-16850	499439	-0,033737	-12626	499439	-0,025280	242418	257020	0,943187	965650	499439	1,933469	1,941343	1
-876760	5619769	-0,156013	-322813	5619769	-0,057442	350901	5619769	0,062440	429421	5188187	0,082768	5961074	5619769	1,060732	1,059552	0
1042921	3233598	0,122526	117268	3233598	0,036265	205441	3233598	0,063533	312503	2921094	0,106981	6718982	3233598	2,077865	2,082904	1
-296256	1878136	-0,157739	36525	1878136	0,019447	229026	1878136	0,121943	401881	1474253	0,272599	1781337	1878136	0,948460	0,951550	0
-315927	3683991	-0,085756	102965	3683991	0,027949	410120	3683991	0,111324	682489	3000463	0,227461	2535827	3683991	0,688336	0,692049	0
184405	1731465	0,106502	168868	1731465	0,097528	149180	1731465	0,086158	348869	1379325	0,252927	3781449	1731465	2,183959	2,188779	1
349824	1672626	0,209146	512823	1672626	0,306597	161996	1672626	0,096851	914829	378761	1,238328	4600758	1672626	2,750619	2,765297	1
595604	1863492	0,319617	5304	1863492	0,002846	87660	1863492	0,047040	796028	1066244	0,746572	893021	1863492	0,479219	0,488646	0
62325	496997	0,125403	36588	496997	0,073618	17004	496997	0,034213	480821	160175	3,001847	187105	496997	0,376471	0,397770	0
259883	999824	0,259928	211715	999824	0,211752	196902	999824	0,196936	299735	700088	0,428139	2864468	999824	2,864972	2,877258	1
87124	2177777	0,040005	50232	2177777	0,023065	213554	2177777	0,098060	210050	1967726	0,106747	3265658	2177777	1,499537	1,502717	0
-33182	1694440	-0,019582	18133	1694440	0,010701	18209	1694440	0,010746	680533	1009923	0,673846	1776237	1694440	1,048273	1,051538	0
197321	2710150	0,072808	19803	2710150	0,007306	145348	2710150	0,053630	268853	2417299	0,111220	5478153	2710150	2,021346	2,022738	1
147162	4068574	0,036170	116876	4068574	0,028726	238666	4068574	0,058660	410376	3055555	0,134304	6450836	4068574	1,585527	1,587519	0
223802	904540	0,247420	129617	904540	0,143296	286943	904540	0,317225	479618	424922	1,128720	4121994	904540	4,557005	4,574664	1
647136	3615019	0,179013	238406	3615019	0,065948	175592	3615019	0,048572	888867	2723281	0,326395	2602685	3615019	0,719964	0,725877	0
565989	2617937	0,216196	295718	2617937	0,112958	287553	2617937	0,109839	589218	2028719	0,290438	3178931	2617937	1,214288	1,222617	0
269495	2984576	0,090295	59688	2984576	0,019998	460423	2984576	0,154267	372331	2984808	0,124742	6268551	2984576	2,100315	2,105417	1
917996	4549641	0,201773	73722	4549641	0,016203	371831	4549641	0,081727	962022	3582517	0,268532	11656115	4549641	2,561985	2,566380	1
12448	1913614	0,006504	356880	1913614	0,186495	398442	1913614	0,208214	649880	1256109	0,517375	6741345	1913614	3,522834	3,531975	1
196136	580977	0,337596	-367645	580977	-0,632804	-683949	580977	-1,177239	298310	282667	1,055340	2810187	580977	4,837002	4,794840	1
96334	956059	0,100761	55921	956059	0,058491	137272	956059	0,143581	295921	660138	0,448271	3692077	956059	3,861766	3,867360	1
-1150052	6155120	-0,186844	221240	6155120	0,035944	785519	6155120	0,127620	541401	5543676	0,097661	23812609	6155120	3,868748	3,867937	1
108248	3908156	0,027697	83313	3908156	0,021317	176864	3908156	0,045255	723608	1570334	0,460798	5192029	3908156	1,328511	1,332071	0
387638	631509	0,613828	278373	631509	0,440806	13725	631509	0,021733	395734	235774	1,678446	1064029	631509	1,684899	1,707539	0
435729	905157	0,481384	9268	905157	0,010239	298954	905157	0,330278	376268	393801	0,955477	2039203	905157	2,252872	2,273171	1
160940	1380545	0,116577	26344	1380545	0,019082	78918	1380545	0,057164	226344	1254201	0,180468	3202401	1380545	2,319664	2,321979	1
83669	1996369	0,041910	10590	1996369	0,005304	46282	1996369	0,023183	652377	1343992	0,485402	3103155	1996369	1,554399	1,557099	0
273056	385773	0,707815	7438	385773	0,019280	28779	385773	0,074600	300939	82832	3,633124	2765283	385773	7,168161	7,194017	1
1331047	1975978	0,673614	273930	1975978	0,138630	74959	1975978	0,037935	332731	1268967	0,262206	8309413	1975978	4,205215	4,213859	1

ΤΡΟΠΟΠΟΙΗΜΕΝΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ Z-SCORE

K1	K2	K3	K4	K5	RESULT
2	2	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
4	3	3	1	1	0
4	3	3	1	1	0
3	3	3	1	4	1
4	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	2	3	1	1	1
3	4	3	2	1	1
3	3	4	1	1	1
4	2	3	2	1	1
3	2	3	2	1	0
4	2	3	4	1	0
2	3	3	1	1	0
3	3	3	2	1	1
3	3	3	1	2	1
3	3	3	1	1	1
4	2	3	3	1	0
3	3	3	1	1	0
2	3	3	1	1	0
3	3	3	2	1	0
3	3	3	1	2	1
4	3	3	1	1	0
3	4	3	1	1	1
3	3	3	1	1	0
4	3	3	1	1	0
3	3	3	2	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	2	3	1	2	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	2	1
3	2	3	1	1	0
4	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	2	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	2	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
2	3	3	1	1	1

3	3	3	1	2	1
4	2	3	1	2	1
3	3	3	1	1	1
2	2	3	1	1	0
3	2	3	1	1	0
3	3	3	1	2	1
3	3	3	2	1	0
4	3	3	2	1	0
4	2	3	1	1	0
2	3	3	1	1	0
3	2	3	1	1	0
4	3	3	2	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	2	1
2	3	3	1	1	0
3	2	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	2	3	2	1	1
4	4	4	1	1	0
4	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
4	3	3	1	1	0
4	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
1	2	3	1	4	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
4	3	3	1	2	1
3	3	3	2	1	0
3	2	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
2	3	3	1	1	0
3	2	3	1	1	0
3	2	3	2	1	0
2	2	3	1	1	0
3	3	3	2	1	1
1	2	2	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
4	3	3	2	1	0
3	3	3	1	1	0
2	3	3	1	1	1
3	3	3	1	1	0
3	2	3	1	1	1
3	3	4	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0

3	3	3	1	1	1
3	3	3	1	1	0
4	3	3	2	1	0
4	3	3	2	1	0
3	2	3	1	1	0
2	3	3	1	1	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	2	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
2	3	4	1	1	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	2	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
3	3	3	1	2	1
4	3	3	2	1	0
2	2	3	1	1	0
2	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
4	3	3	1	1	0
2	3	3	1	1	0
2	4	3	1	1	0
3	3	3	2	1	0
3	3	3	1	2	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
4	3	3	1	1	0
2	2	2	1	1	0
3	3	3	1	2	1
3	3	3	1	1	0
4	3	3	2	1	0
1	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
3	3	3	1	1	0
4	3	3	3	1	0
3	3	3	1	1	1
2	3	3	1	1	0
3	3	3	2	1	0
3	3	3	1	2	1
3	1	3	1	1	0
4	3	3	2	1	0
3	3	3	1	1	1

4	3	3	3	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	3	1	0
4	2	3	1	1	1
2	2	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
2	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
3	4	3	1	2	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	2	1	0
3	3	3	1	2	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	2	1
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	0
3	3	3	1	1	1
3	3	3	1	2	1
3	3	3	1	2	1
4	1	1	1	3	1
3	3	3	1	2	1
2	3	3	1	2	1
3	3	3	1	1	0
4	4	3	1	1	0
4	3	3	1	1	1
3	3	3	1	1	1
3	3	3	1	1	0
4	3	3	2	4	1
4	3	3	1	2	1