

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ



ΤΜΗΜΑ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΑΣΦΑΛΙΣΤΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ

ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΤΩΝ ΣΧΕΣΕΩΝ ΜΕΤΑΞΥ ΤΩΝ ΠΡΟΣΩΠΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΤΩΝ ΔΑΝΕΙΟΛΗΠΤΩΝ ΚΑΙ ΤΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΜΗ ΑΝΤΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΣΤΙΣ ΔΑΝΕΙΑΚΕΣ ΥΠΟΧΡΕΩΣΕΙΣ ΤΟΥΣ

Επαμεινώνδας Α. Παπαθανασίου

Διπλωματική Εργασία

Που υποβλήθηκε στο Τμήμα Στατιστικής και Ασφαλιστικής
Επιστήμης του Πανεπιστημίου Πειραιώς ως μέρος των απαι-
τήσεων για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος
Ειδίκευσης στην Εφαρμοσμένη Στατιστική

Πειραιάς

Ιούνιος 2010

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ



ΤΜΗΜΑ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΑΣΦΑΛΙΣΤΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ

ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΤΩΝ ΣΧΕΣΕΩΝ ΜΕΤΑΞΥ ΤΩΝ ΠΡΟΣΩΠΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΤΩΝ ΔΑΝΕΙΟΛΗΠΤΩΝ ΚΑΙ ΤΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΜΗ ΑΝΤΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΣΤΙΣ ΔΑΝΕΙΑΚΕΣ ΥΠΟΧΡΕΩΣΕΙΣ ΤΟΥΣ

Επαμεινώνδας Α. Παπαθανασίου

Διπλωματική Εργασία

Που υποβλήθηκε στο Τμήμα Στατιστικής και Ασφαλιστικής
Επιστήμης του Πανεπιστημίου Πειραιώς ως μέρος των απα-
ιτήσεων για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος
Ειδίκευσης στην Εφαρμοσμένη Στατιστική

Πειραιάς

Ιούνιος 2010

РАНЕЕЗНАМО ТЕРРА

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία εγκρίθηκε ομόφωνα από την Τριμελή Εξεταστική Επιτροπή που ορίστηκε από τη ΓΣΕΣ του Τμήματος Στατιστικής και Ασφαλιστικής Επιστήμης του Πανεπιστημίου Πειραιώς στην υπ' αριθμ. συνεδρίασή του σύμφωνα με τον Εσωτερικό Κανονισμό Λειτουργίας του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών στην Εφαρμοσμένη Στατιστική

Τα μέλη της Επιτροπής ήταν:

- (Επιβλέπων)
-
-

Η έγκριση της Διπλωματικής Εργασίας από το Τμήμα Στατιστικής και Ασφαλιστικής Επιστήμης του Πανεπιστημίου Πειραιώς δεν υποδηλώνει αποδοχή των γνώμων του συγγραφέα.

UNIVERSITY OF PIRAEUS



**DEPARTMENT OF STATISTICS
AND INSURANCE SCIENCE**

**POSTGRADUATE PROGRAM IN
APPLIED STATISTICS**

**INVESTIGATION OF RELATIONS BETWEEN
THE PERSONAL CHARACTERISTICS
OF BORROWERS AND THE RISK
OF NOT CORRESPONDENCE IN THEIR
LENDING OBLIGATIONS**

By

Epameinondas L. Papathanasiou

MSc Dissertation

submitted to the Department of Statistics and Insurance
Science of the University of Piraeus in partial fulfilment of
the requirements for the degree of Master of Science in
Applied Statistics

Piraeus, Greece

June 2010

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΔΑΙΑ

Στον αδερφό μου,

РАНЕЕЗНАМО ТЕРПАА

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου Καθηγητή κ. Μιχάλη Γκλεζάκο για τη βοήθεια και καθοδήγησή του κατά την εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας. Επίσης ευχαριστώ πολύ τον αδερφό μου Νίκο για την όλη του βοήθεια στη διαμόρφωση της εργασίας.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου Λάμπρο και Φανή για τη συμπαράστασή τους τόσο κατά την εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας, όσο και για όλα τα χρόνια των σπουδών μου.

РАНЕЕЗНАМО ТЕРПАА

Περίληψη

Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας είναι η διερεύνηση των σχέσεων μεταξύ των προσωπικών χαρακτηριστικών δανειοληπτών και του κινδύνου μη ανταπόκρισης στις δανειακές τους υποχρεώσεις, με βάση χαρτοφυλάκιο καταναλωτικών δανείων ελληνικής τράπεζας.

Αναπτύσσεται ένα υπόδειγμα Λογιστικής Παλινδρόμησης για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης, αλλά και για την εύρεση των χαρακτηριστικών των δανειοληπτών που την επηρεάζουν.

Το υπόδειγμα που προκύπτει έχει ικανοποιητική προβλεπτική ικανότητα καθώς διαχωρίζει σωστά το 75% των δανειοληπτών του δείγματος. Παράγοντες όπως η οικογενειακή κατάσταση του δανειολήπτη, η εργασία του, ο χρόνος που βρίσκεται στην εργασία του, η εθνικότητά του, το αν είναι πελάτης της τράπεζας ή όχι, το αν έχει αυτοκίνητο ή όχι ο αριθμός των δόσεων του δανείου και το ποσό του δανείου που του χορηγήθηκε βρέθηκε ότι επηρεάζουν την πιθανότητα αθέτησης.

РАНЕЕЗНАМО ТЕРПАА

Abstract

The subject of this study is the investigation of relations between the personal characteristics of borrowers and the risk of not correspondence in their lending obligations, based on a portfolio of consuming loans of a Greek bank.

A Logistic Regression model is developed for the estimation of credit risk and also to find which personal characteristics of borrowers and how are influenced the credit risk.

The model exhibited a satisfactory predictive ability, classifying correctly up to 75% of the borrowers in the sample. Factors such as family status, occupation, number of years that the borrower works in his current job, nationality, if borrower is customer of the bank or not, if borrower is car owner or not, the number of installments of the loan and the loan's approved amount were found that influenced the probability of not correspondence in lending obligation

РАНЕЕЗНАМО ТЕРПАА

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	1
1.1 Εισαγωγή	1
1.2 Ανασκόπηση βιβλιογραφίας	2
1.2.1 Πιστωτικός κίνδυνος.....	2
1.2.2 Παράμετροι του πιστωτικού κινδύνου.....	3
1.2.3 Υποδείγματα εκτίμησης της πιθανότητας αθέτησης	5
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	9
ΔΕΔΟΜΕΝΑ – ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	9
2.1 Περιγραφή δεδομένων	9
2.2 Μεθοδολογία.....	11
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	15
ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	15
3.1 Περιγραφική στατιστική	15
3.2 Λογιστική παλινδρόμηση	21
3.2.1 Δημιουργία μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης.....	21
3.2.2 Έλεγχος καταλληλότητας του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης	23
3.2.3 Έλεγχος καλής προσαρμογής του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης	25
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	29
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	29
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	33
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ	35
ΕΛΕΓΧΟΙ ΑΝΕΞΑΡΤΗΣΙΑΣ	35

ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ	44
ΠΙΝΑΚΑΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	45

ΓΑΛΕΡΙΟ ΓΕΡΑΝ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα τελευταία χρόνια έχει παρατηρηθεί αύξηση του δανεισμού των ελληνικών νοικοκυριών τόσο για καταναλωτικούς όσο και στεγαστικούς σκοπούς. Οι πολίτες καταφεύγουν στο δανεισμό από τράπεζες, καθώς δεν μπορούν να καλύψουν τις καταναλωτικές τους ανάγκες από τα έσοδά τους. Υπήρξε περίοδος που οι τράπεζες χορηγούσαν δάνεια, κυρίως καταναλωτικά, εύκολα, χωρίς να εξετάζουν την πραγματική δυνατότητα αποπληρωμής που έχει ο δανειολήπτης. Οι πολίτες βρέθηκαν υπερδανεισμένοι με αποτέλεσμα να παρατηρείται καθυστέρηση ή ακόμα και αδυναμία στην αποπληρωμή τους.

Στην παρούσα εργασία εξετάζεται η ύπαρξη σχέσης διαφόρων χαρακτηριστικών των δανειοληπτών, όπως η ηλικία τους, το επίπεδο σπουδών τους, το είδος της απασχόλησής τους, η οικογενειακή τους κατάσταση κλπ., με τη δυνατότητα ανταπόκρισης των δανειοληπτών στις υποχρεώσεις τους. Η σχετική βιβλιογραφία που αναφέρεται σε άλλες χώρες δείχνει ότι τέτοια σχέση υπάρχει. Τα δεδομένα που επεξεργάζονται, αφορούν δανειολήπτες καταναλωτικών δανείων ελληνικής τράπεζας. Επιχειρείται η δημιουργία ενός στατιστικού μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης, με σκοπό να εντοπισθεί από ποια χαρακτηριστικά και πώς εξαρτάται η πιθανότητα ένας δανειολήπτης να είναι συνεπής στις δανειακές του υποχρεώσεις.

Στα κεφάλαια που ακολουθούν γίνεται παρουσίαση των δεδομένων που διαθέτουμε και περιγραφή της μεθοδολογίας που ακολουθήσαμε για την ανάλυσή τους. Στη συνέχεια γίνεται εκτενής παρουσίαση της ανάλυσης των δεδομένων με κύριο σκοπό τη δημιουργία του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης και τέλος αναπτύσσονται τα συμπεράσματα που εξάγονται από την όλη μελέτη.

1.2 ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

1.2.1 ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΣ ΚΙΝΔΥΝΟΣ

Το μεγαλύτερο μέρος της παγκόσμιας οικονομικής δραστηριότητας οφείλεται στον ετεροχρονισμό μεταξύ του χρόνου πραγματοποίησης των συναλλαγών και του χρόνου εκκαθάρισής τους. Ο ετεροχρονισμός αυτός αποτελεί την πιστωτική λειτουργία των αγορών (= παροχή πιστώσεων) και εφαρμόζεται τόσο στην πραγματική οικονομία (καταβολή του τιμήματος των αγαθών με χρονική υστέρηση) όσο και στις κεφαλαιαγορές/χρηματαγορές (απόκτηση χρηματιστηριακών τίτλων, δανεισμός κλπ).

Όπως είναι φυσικό, η παροχή πιστώσεων εμπεριέχει τον κίνδυνο μη ανταπόκρισης του οφειλέτη («πιστωτικός κίνδυνος»), είτε λόγω αδυναμίας είτε λόγω πρόθεσης αθέτησης. Η αποτίμηση, επομένως, του πιστωτικού κινδύνου είναι στο επίκεντρο της προσοχής κάθε επιχειρήσεως η οποία παρέχει πιστώσεις και ιδιαίτερα των τραπεζών, που έχουν ως κύρια δραστηριότητα την χορήγηση πιστώσεων.

Γι' αυτό, οι σχετικές προσπάθειες ξεκίνησαν κυρίως από αυτές, πριν αρκετά χρόνια, και συνεχίζονται με αμείωτη ένταση. Ειδικότερα, έχει ήδη διαμορφωθεί μια πλούσια βιβλιογραφία τόσο με θεωρητικές όσο και με εμπειρικές προσεγγίσεις στο θέμα αυτό, η οποία εξετάζει ένα πλήθος προβλημάτων που συνδέονται με τον πιστωτικό κίνδυνο, όπως πχ η ανάπτυξη εναλλακτικών μεθοδολογιών μέτρησής του, ο εντοπισμός των βασικών παραμέτρων που τον συνθέτουν, η προσαρμογή διαφόρων θεωρητικών υποδειγμάτων για την εφαρμογή τους σε συγκεκριμένες επιχειρήσεις ή κατηγορίες χρεωστών κλπ. Σε κάθε περίπτωση, αυτό που επιδιώκεται από τους ερευνητές είναι η ενίσχυση της ικανότητας των επιχειρήσεων που παρέχουν πιστώσεις να αποτιμούν τον πιστωτικό κίνδυνο προ της παροχής της πίστωσης, ώστε να περιορίζονται οι αντίστοιχες απώλειες.

Οι τράπεζες είναι οι επιχειρήσεις που μπορούμε να πούμε πως έχουν το μεγαλύτερο ενδιαφέρον αποτίμησης του πιστωτικού κινδύνου. Η βασική λειτουργία των τραπεζών είναι η ανακατανομή κεφαλαιακών πόρων από πλεονάζουσες σε ελλειμματικές μονάδες. Δανείζονται χρήματα από ιδιώτες ή επιχειρήσεις που παρουσιάζουν πλεόνασμα ρευστότητας σε κάποια χρονική στιγμή και τα δανείζουν σε ιδιώτες ή επιχειρήσεις που παρουσιάζουν έλλειμμα την ίδια χρονική περίοδο. Κατά τη χορήγηση της πίστωσης, οι τράπεζες προσδοκούν ότι οι πελάτες τους θα είναι συνεπείς στους όρους δανεισμού και επομένως, θα εκπληρώσουν τις υποχ-

ρεώσεις τους σε αυτές. Έτσι, θα μπορούν και αυτές να ανταποκριθούν στους καταθέτες και λοιπούς δανειστές τους, δεδομένου ότι θα εξασφαλισθεί η αρμονία εισροών – εκροών τους. Αν αυτό δεν συμβεί, οι τράπεζες θα αντιμετωπίσουν αντίστοιχα προβλήματα, τα οποία θα εκτείνονται από την απλή μείωση των κερδών τους μέχρι τη χρεοκοπία τους, ανάλογα με το μέγεθος των απωλειών.

Οι τράπεζες, λοιπόν, αναλαμβάνουν εξ ολοκλήρου τον πιστωτικό κίνδυνο, γι' αυτό είναι ζωτικής σημασίας γι' αυτές ο έγκαιρος εντοπισμός και η μέτρησή του.

Με βάση τα πιο πάνω, καθίσταται αυτονόητο ότι ο πιστωτικός κίνδυνος υπάρχει σε κάθε χρηματοδότηση και συνιστά την αβεβαιότητα που υπάρχει όσον αφορά στην εκπλήρωση της υποχρέωσης από τον αντισυμβαλλόμενο σύμφωνα με τους όρους που έχουν συμφωνηθεί (Bessis, 2002).

Είναι προφανές ότι, για να διατηρηθεί ο πιστωτικός κίνδυνος σε ένα ανεκτό επίπεδο πρέπει να περιοριστούν οι χορηγήσεις σε πελάτες χαμηλής φερεγγυότητας. Όμως, με αυτόν τον τρόπο περιορίζεται και η αναμενόμενη κερδοφορία της τράπεζας (Γκλεζάκος, 2008). Προφανώς, οι επενδύσεις υψηλού κινδύνου δεν είναι επιθυμητές, αλλά πολλές φορές επιλέγονται λόγω της προσδοκώμενης υψηλής αποδοτικότητάς τους. Γενικά, ο κίνδυνος και η αναμενόμενη απόδοση συνδέονται θετικά, γι' αυτό δεν μπορεί οποιοσδήποτε επενδυτής να προσδοκά υψηλή απόδοση αναλαμβάνοντας χαμηλό επίπεδο κινδύνου. Έτσι, η τράπεζα πρέπει να επιλέξει τον συνδυασμό κινδύνου και απόδοσης που είναι το ιδανικότερο για εκείνη.

1.2.2 ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΤΟΥ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

Οι βασικές παράμετροι που παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο στην μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου είναι οι εξής :

- Πιθανότητα αθέτησης του αντισυμβαλλομένου (Probability of Default ή PD)
- Ζημία λόγω της αθέτησης (Loss Given Default ή LGD)
- Κεφάλαια που εκτίθενται σε κίνδυνο (Exposure at Default ή EAD).

Η «Πιθανότητα αθέτησης» (PD) του αντισυμβαλλομένου εκφράζει τον βαθμό στον οποίο είναι ενδεχόμενο να αδυνατεί ο αντισυμβαλλόμενος να εκπληρώσει την υποχρέωσή του απέναντι στην τράπεζα. Η παράμετρος αυτή είναι κρίσιμη για την εκτίμηση των ελάχιστων κεφαλαιακών απαιτήσεων και γι' αυτό οι τράπεζες δίνουν μεγάλη βαρύτητα στην εκτίμηση της.

Η εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης βασίζεται στην πιστοληπτική διαβάθμιση των δανειοληπτών με βάση τα επιμέρους χαρακτηριστικά τους. Η τράπεζα, μέσω της αξιολόγησης των χαρακτηριστικών αυτών, αποδίδει μια τιμή (score) σε κάθε δανειολήπτη. Στη συνέχεια, με βάση αυτό το score, υπολογίζει την πιθανότητα αθέτησης. (Loffler and Posch., 2007).

Η «Ζημία λόγω της αθέτησης» (LGD) του αντισυμβαλλομένου, εκφράζει τη ζημία στην περίπτωση που ο αντισυμβαλλόμενος αδυνατεί να εκπληρώσει την υποχρέωση του. Η LGD δίνεται από τον τύπο :

$$LGD = 1 - Recovery Rate$$

Το ποσοστό ανάκτησης (Recovery Rate ή RR) εκφράζει το ποσοστό της αξίας των απαιτήσεων της τράπεζας που θα ικανοποιηθεί σε περίπτωση που ο δανειολήπτης αθετήσει την υποχρέωση του. Το RR εξαρτάται από το είδος και την ποιότητα των εξασφαλίσεων καθώς και τη σειρά προτεραιότητας που έχει η τράπεζα ανάμεσα το σύνολο των δανειστών του δανειολήπτη (Bluhm et al., 2003).

Τα Κεφάλαια που εκτίθενται σε κίνδυνο (EAD), αποτελούν ένα μέγεθος που εκφράζει την έκθεση που έχει η τράπεζα στον αντισυμβαλλόμενο. Γενικά, όταν η τράπεζα έχει εγκρίνει ένα δάνειο η συνολική έκθεση που έχει μπορεί να χωριστεί σε δύο μέρη, τα ήδη χορηγηθέντα κεφάλαια (outstandings) και τα αχρησιμοποίητα κεφάλαια για τα οποία υπάρχει δέσμευση της τράπεζας για χορήγησή τους (commitments) – (Bluhm et al., 2003). Σε περίπτωση οριστικής αθέτησης από τον δανειολήπτη, η τράπεζα χάνει το σύνολο των outstandings, διότι τα έχει ήδη εκταμιεύσει. Τα commitments προσδιορίζονται από το πιστωτικό όριο που έχει εγκριθεί στον δανειολήπτη. Η έκθεση που έχει η τράπεζα αποτελεί ένα μέρος (γ) των commitments, εκτός αν έχει ήδη εξαντληθεί το πιστωτικό όριο από τον δανειολήπτη. Έχει παρατηρηθεί ότι σε δυσχερείς οικονομικές καταστάσεις υπάρχει η τάση από τους δανειολήπτες να εξαντλούν αυτό το πιστωτικό όριο που τους παρέχει η τράπεζα.

Τα κεφάλαια σε κίνδυνο (EAD) δίνονται από τον επόμενο τύπο:

$$EAD = \text{outstandings} + \gamma \times \text{commitments}$$

Οι πιο πάνω παράμετροι είναι πολύ σημαντικές για την εκτίμηση της αναμενόμενης και της μη αναμενόμενης απώλειας για τις τράπεζες, δεδομένου ότι διευκολύνουν τον προσδιορισμό του πιστωτικού κινδύνου (Bluhm et al., 2003).

1.2.3 ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ ΑΘΕΤΗΣΗΣ

Η κατασκευή υποδειγμάτων για τον υπολογισμό της πιθανότητας αθέτησης προϋποθέτει την πραγματοποίηση μιας σειράς ενεργειών οι οποίες διασφαλίζουν κατ' ελάχιστον τα εξής :

- Η μορφή του υποδείγματος που θα επιλεγεί είναι κατάλληλη. Η καταλληλότητα αξιολογείται μέσω της εμπειρικής έρευνας, με κριτήριο την αποτελεσματικότητα που έχει επιδείξει το υπόδειγμα κατά την εφαρμογή του σε ανάλογες περιπτώσεις.
- Οι ανεξάρτητες μεταβλητές που επιλέγονται είναι δοκιμασμένες (με επιτυχία) σε αντίστοιχες περιπτώσεις.
- Τα δεδομένα είναι αντιπροσωπευτικά και έχουν την αναγκαία πληρότητα.

Σύμφωνα με τους *Hastie et al. (2001)* τα υποδείγματα διαχωρισμού αποτελούν βασική προσέγγιση για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης. Τα πιο δημοφιλή υποδείγματα διαχωρισμού είναι η Ανάλυση διαχωρισμού (Discriminant Analysis) και τα υποδείγματα εκτίμησης πιθανότητας (Probability models) (*Duffie and Singleton, 2003*). Δύο από τα πιο δημοφιλή υποδείγματα που ανήκουν στην κατηγορία των Probability models είναι τα Probit και Logit (Λογιστική παλινδρόμηση).

Η Ανάλυση διαχωρισμού (Discriminant Analysis) είναι μια δοκιμασμένη μεθοδολογία ταξινόμησης των μονάδων ενός πληθυσμού σε διακριτές ομάδες (*Hair et al. (1998)* και *Huberty και Olenjnik (2006)*).

Η ταξινόμηση αυτή επιτυγχάνει μέσω του εντοπισμού των παραμέτρων που χαρακτηρίζουν κάθε μονάδα του πληθυσμού, της συναρτησιακής σχέσης που τις συνδέει και της διαμόρφωσης ενός μεγέθους (score) το οποίο παίρνει διαφορετικές τιμές για διαφορετικές ομάδες.

Η Discriminant Analysis είναι κατάλληλη σε περιπτώσεις που η εξαρτημένη μεταβλητή Y δεν μπορεί να εκφραστεί ποσοτικά, δηλαδή δεν έχει μονάδα μέτρησης. Όταν επιχειρείται ο διαχωρισμός του πληθυσμού σε δύο ομάδες, η Discriminant Analysis αναφέρεται ως «Two-group Discriminant Analysis», ενώ για τρεις και περισσότερες ομάδες ονομάζεται «Multivariate Discriminant Analysis».

Η Discriminant Analysis βασίζεται στις πιο κάτω βασικές υποθέσεις:

- Οι ανεξάρτητες ερμηνευτικές τυχαίες μεταβλητές X_i ακολουθούν την κανονική κατανομή.
- Οι πίνακες Διακύμανσης- Συνδιακύμανσης των επιμέρους κατηγοριών είναι ίσοι.
- Οι ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές έχουν μικρή συσχέτιση.

Το υπόδειγμα LOGIT ανήκει στην οικογένεια των γενικευμένων γραμμικών μοντέλων εκτίμησης πιθανοτήτων. Το υπόδειγμα αυτό κατηγοριοποιεί τις μονάδες ενός πληθυσμού σε κλάσεις με βάση τα ομοιογενή επιμέρους χαρακτηριστικά τους, υπό την προϋπόθεση ότι αυτά εκφράζονται με ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές. Πλεονέκτημα του υποδείματος είναι ότι προσεγγίζει αριθμητικά την πιθανότητα να ανήκει μια μονάδα σε μια συγκεκριμένη ομάδα.

Στην μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου το υπόδειγμα βρίσκει εφαρμογή στην εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης (Probability of Default ή PD) που εκφράζει px το ενδεχόμενο μη ανταπόκρισης δανειοληπτών στις υποχρεώσεις τους έναντι των τραπεζών που τους δανειοδότησαν, καθώς και στον διαχωρισμό αυτών σε συνεπείς και ασυνεπείς.

Στις περισσότερες περιπτώσεις η ανάλυση είναι πολυμεταβλητή, δηλαδή η συμπεριφορά του δανειολήπτη ως προς την αποπληρωμή του δανείου επηρεάζεται από ένα πλήθος ανεξάρτητων τυχαίων μεταβλητών X_i . Το υπόδειγμα LOGIT βασίζεται κατ' αρχήν στην σωστή επιλογή των X_i , καθώς αποτελούν την διαθέσιμη πληροφορία βάση της οποίας θα γίνει ο διαχωρισμός των δανειοληπτών σε συνεπείς και ασυνεπείς. Επίσης, η εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης βασίζεται στις ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές X_i . Οι εκτίμηση των παραμέτρων του υποδείματος LOGIT γίνεται με τη μέθοδο μεγίστης πιθανοφάνειας.

Το υπόδειγμα Probit ανήκει επίσης στην οικογένεια των Γενικευμένων Γραμμικών Μοντέλων εκτίμησης πιθανοτήτων. Σύμφωνα με τον (Γκλεζάκο 2008) το υπόδειγμα αυτό έχει πολλές ομοιότητες με το Logit καθώς κάνει χρήση της συσσωρευτικής συνάρτησης πιθανό-

τητας και προσδιορίζεται με τη μέθοδο μεγίστης πιθανοφάνειας επίσης. Ουσιαστικά, η μοναδική διαφοροποίηση από το υπόδειγμα Logit είναι ότι στο Probit το κατάλοιπο ε_i ακολουθεί την Κανονική κατανομή $N(0,1)$ αντί της Λογιστικής κατανομής που ακολουθεί στο υπόδειγμα LOGIT.

Σύμφωνα με τον (Bessis, 2002) τα αποτελέσματα των υποδειγμάτων Probit και Logit είναι παρόμοια, με μόνη διαφορά ότι το Logit είναι πιο εύκολο στη χρήση. Άλλωστε, η λογιστική κατανομή μοιάζει με την κανονική με τη διαφορά ότι οι ακραίες τιμές της παρουσιάζουν σχετικά μεγαλύτερη συχνότητα (πιο παχιές ουρές).

Τα Probability models έχουν συγκριτικό πλεονέκτημα έναντι της Discriminant Analysis καθώς κάποιες από τις βασικές υποθέσεις της Discriminant Analysis δεν ικανοποιούνται στην πράξη (Medema et al., 2007). Για παράδειγμα, η βασική υπόθεση ότι οι ανεξάρτητες εξηγηματικές μεταβλητές πρέπει να κατανέμονται σύμφωνα με την κανονική κατανομή σπάνια συναντάται. Επίσης, ένα ακόμη σημαντικό μειονέκτημα της Discriminant Analysis είναι ότι δεν υπάρχει άμεσος και προφανής τρόπος εκτίμησης της πιθανότητας αθέτησης σε αντίθεση με τα Probability models.

Στην υπάρχουσα βιβλιογραφία βρίσκουμε αρκετές έρευνες όπου έχουν χρησιμοποιηθεί υποδείγματα για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης.

Οι Dinh και Kleimeier (2007) εκτίμησαν την πιθανότητα αθέτησης στην λιανική τραπεζική για τράπεζα του Βιετνάμ. Ανάπτυξη scoring model για μικρά επιχειρηματικά δάνεια σε αναπτυσσόμενες χώρες, όπως το Βιετνάμ, έχουν κάνει επίσης ο Schreiner (2004) για την Βολιβία και η Vigano (1993) για την Μπουρκίνα Φάσο, χώρα της δυτικής Αφρικής. Οι Medema et al. (2007) ανέπτυξαν ένα υπόδειγμα για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης σε χαρτοφυλάκιο στεγαστικών δανείων για την ολλανδική τράπεζα Friesland Bank. Οι Yang et al. (2009) εκτίμησαν την πιθανότητα αθέτησης σε χαρτοφυλάκιο στεγαστικών δανείων για τράπεζα στην Κίνα και οι Vasanthi και Raja (2006) την πιθανότητα αθέτησης σε για δανειολήπτες στεγαστικών δανείων στη Δυτική Αυστραλία. Όλοι οι παραπάνω ερευνητές έχουν χρησιμοποιήσει το υπόδειγμα Logit εκτός από τη Vigano (1993) που έκανε χρήση της Discriminant Analysis.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΔΕΔΟΜΕΝΑ – ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

2.1 Περιγραφή δεδομένων

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η διερεύνηση της σχέσης μεταξύ των προσωπικών χαρακτηριστικών των δανειοληπτών και του κινδύνου μη ανταπόκρισης στις δανειακές τους υποχρεώσεις. Συγκεκριμένα θέλουμε να εξετάσουμε ποια είναι τα χαρακτηριστικά αυτά που επηρεάζουν τη φερεγγυότητα ενός δανειολήπτη και πως παρατηρείται αυτή η επιρροή.

Τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν αναφέρονται σε καταναλωτικά δάνεια που χορήγησε ελληνική τράπεζα τη χρονική περίοδο από 1/11/2004 έως 15/12/2005. Συγκεκριμένα τα δεδομένα αποτελούνται από 14 μεταβλητές οι οποίες αναφέρονται σε χαρακτηριστικά του δανείου και σε προσωπικά χαρακτηριστικά του δανειολήπτη. Το συνολικό μέγεθος των δεδομένων είναι 65240 καταναλωτικά δάνεια.

Όπως αναφέρθηκε τα δεδομένα αποτελούνται από 14 μεταβλητές. Από αυτές οι 4 είναι ποσοτικές και οι υπόλοιπες 10 είναι ποιοτικές. Οι 4 ποσοτικές αναφέρονται στο εισόδημα του δανειολήπτη το οποίο η εκλαμβάνει η τράπεζα για τη χορήγηση του δανείου, το ύψος του ποσού του δανείου, τα συνολικά χρόνια που ο δανειολήπτης μένει στην ίδια οικεία και τον αριθμό των παιδιών που έχει ο δανειολήπτης. Οι 10 ποιοτικές μεταβλητές τώρα αφορούν το φύλο του δανειολήπτη, την οικογενειακή του κατάσταση, το αν είναι πελάτης της τράπεζας ή όχι, την εθνικότητά του, την ηλικία του, την επαγγελματική του απασχόληση, τα χρόνια που εργάζεται στην εργασία του, το αν είναι κάτοχος αυτοκινήτου ή όχι, τον αριθμό των δόσεων του δανείου και τέλος τη φερεγγυότητά ως προς την αποπληρωμή του δανείου. Θα πρέπει να σημειωθεί πως η τράπεζα θεωρεί μη φερέγγυο έναν δανειολήπτη από τη στιγμή που οι οφειλόμενες δόσεις χαρακτηρίζονται ληξιπρόθεσμες. Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται οι παραπάνω 14 μεταβλητές με την κωδικοποίησή τους όπου υπάρχει, αλλά και με την ονομασία και την περιγραφή στην αγγλική γλώσσα που έχουν λάβει στο αρχείο των δεδομένων και θα εμφανίζονται στην ανάλυση που θα ακολουθήσει στο επόμενο κεφάλαιο.

Όνομασία μεταβλητής	Περιγραφή μεταβλητής	Κωδικοποίηση μεταβλητής
Income	Income	
Amount_€	Loan's Approved Amount	
Yr_Addr	Number of years that the applicant lives in his current house.	
Child	Applicant's Number of Children	
Sex	Sex	0=Female, 1=male
Fam_Stat	Applicant's Family Status	0=Married, 1=Single, 2=Divorced
Flg_Cust	Customer / No Customer	0=No Customer, 1=Customer
Flg_Nation	Hellenic / Foreigner	0=Foreigner, 1=Hellenic
Age	Age	1=18-26, 2=27-37, 3=38-45, 4=46-54, 5=55+
Occupation	Occupation	0=Retired, 1=State Officials 2=Self Employee, 3=Private Employee, 4=Housewives and Students, 5=Agricultural Worker
Timemp	Number of years that the applicant works in his current job.	0=0-6, 1=7+, 2=Housewives and students, 3=Retired
Auto	Car Owner	0=No, 1=Yes
Instalments	Number of Instalments	0=1-12, 1=12-24, 2=25-36, 3=37-48, 4=49-60, 5=61-72, 6=73-84
Solvency	Solvency	0=Bad, 1=Good

Ενδεικτικά, στο παράρτημα παρουσιάζεται πίνακας των δεδομένων για τους πρώτους 150 δανειολήπτες.

2.2 Μεθοδολογία

Στην παρούσα παράγραφο παρουσιάζεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την ανάλυση των δεδομένων με σκοπό την εξαγωγή συμπερασμάτων. Κύριος σκοπός της ανάλυσης που παρουσιάζεται στο επόμενο κεφάλαιο είναι η δημιουργία ενός στατιστικού μοντέλου, ώστε να διερευνηθεί από ποιους παράγοντες και πώς επηρεάζεται η φερεγγυότητα ενός δανειολήπτη και φυσικά, αν τελικά το μοντέλο κριθεί κατάλληλο, να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο πρόβλεψης της πιθανότητας ένας νέος υποψήφιος δανειολήπτης, να είναι φερέγγυος ή όχι.

Στο αρχικό της στάδιο η ανάλυση των δεδομένων αποτελείται από την εξαγωγή κάποιων περιγραφικών στατιστικών στοιχείων, με σκοπό μια αναλυτικότερη παρουσίαση των δεδομένων και την άντληση κάποιων γενικών στοιχείων για τα άτομα που έχουν λάβει καταναλωτικό δάνειο. Τα περιγραφικά στατιστικά που θα παρουσιαστούν για τις ποσοτικές μεταβλητές των δεδομένων θα είναι οι μέσες τιμές και τα τεταρτημόρια τους, ενώ για τις ποιοτικές μεταβλητές οι συχνότητες και τα ποσοστά τους.

Πριν προχωρήσουμε στη δημιουργία του στατιστικού μοντέλου, γίνεται διερεύνηση για να εντοπιστεί αν υπάρχει σχέση μεταξύ της μεταβλητής που αναφέρεται στη φερεγγυότητα του δανειολήπτη και όλων των άλλων υπό εξέταση μεταβλητών μία προς μία. Συγκεκριμένα γίνονται έλεγχοι ανεξαρτησίας όλων των μεταβλητών με τη μεταβλητή της φερεγγυότητας. Είναι μια διαδικασία που αναμένεται να μας δείξει μια πρώτη εικόνα από ποια χαρακτηριστικά εξαρτάται η φερεγγυότητα ενός δανειολήπτη στη αποπληρωμή του δανείου που έχει λάβει.

Το κύριο μέρος της ανάλυσης των δεδομένων αποτελείται από την δημιουργία ενός στατιστικού μοντέλου για να διερευνήσουμε από ποιους παράγοντες και πώς εξαρτάται η φερεγγυότητα ενός δανειολήπτη. Για τη δημιουργία του μοντέλου θα εφαρμόσουμε Λογιστική Παλινδρόμηση στα δεδομένα μας καθώς η εξαρτημένη μεταβλητή που θέλουμε να εξετάσουμε σε σχέση με ένα σύνολο άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών είναι διχότομη. Επίσης το σύνολο των ανεξάρτητων μεταβλητών αποτελείται από ποσοτικές και κατηγορικές μεταβλητές.

Θα ήταν λάθος να χρησιμοποιούσαμε πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση για τη μελέτη της σχέσης μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και των ανεξάρτητων, διότι θα ήταν αδύνατο για τα δεδομένα που διαθέτουμε να ικανοποιούνται οι απαιτούμενες υποθέσεις της γραμμικής

παλινδρόμησης. Με άλλα λόγια μία διωνυμική μεταβλητή δεν μπορεί να κατανεμηθεί κανονικά με σταθερή διακύμανση. Αν αγνοούσαμε την υπόθεση αυτή και δημιουργούσαμε ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, οι προβλεπόμενες τιμές για τις πιθανότητες της εξαρτημένης μεταβλητής θα μπορούσαν να είναι αρνητικές ή μεγαλύτερες από 1.

Μία μεθοδολογία που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί αντί της λογιστικής παλινδρόμησης είναι η διαχωριστική ανάλυση (*Discriminant analysis*), η οποία χρησιμοποιείται για περιπτώσεις όπου επιθυμούμε να δημιουργήσουμε ένα μοντέλο πρόβλεψης για την κατηγοριοποίηση ενός συνόλου βασιζόμενοι σε παρατηρούμενα χαρακτηριστικά της κάθε περίπτωσης του συνόλου. Για να είμαστε όμως στατιστικά ακριβείς, η διαχωριστική ανάλυση προϋποθέτει ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές ακολουθούν μια πολυμεταβλητή κανονική κατανομή. Επίσης η διαχωριστική ανάλυση δεν εκτιμά απευθείας πιθανότητες, αντί αυτού εκτιμώνται κάποια *scores* τα οποία πρέπει να μετατραπούν σε πιθανότητες (*Marija J. Norušis, 2006*).

Η λογιστική παλινδρόμηση κρίνεται ως το καταλληλότερο και πιο ευέλικτο εργαλείο για τη δημιουργία του μοντέλου που επιθυμούμε. Η μοναδική υπόθεση που χρειάζεται είναι οι παρατηρήσεις να είναι ανεξάρτητες και το μοντέλο να έχει ορισθεί με ακρίβεια. Γενικά για τη δημιουργία του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης, όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές περιλαμβάνονται σε αυτό και προκύπτει τελικά μια γραμμική σχέση μεταξύ της κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής και του λογάριθμου του λόγου της πιθανότητας το υπό εξέταση γεγονός να συμβεί προς την πιθανότητα να μη συμβεί.

Για την περίπτωση που έχουμε μία ανεξάρτητη μεταβλητή το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης είναι:

$$\Pr ob(event) = \frac{1}{1 + e^{-(B_0 + B_1 X)}}$$

όπου B_0 και B_1 είναι οι συντελεστές που εκτιμώνται από τα δεδομένα, X είναι η εξαρτημένη μεταβλητή και $\Pr ob(event)$ είναι η προβλεπόμενη πιθανότητα ένα γεγονός να συμβεί.

Για περισσότερες από μία ανεξάρτητες μεταβλητές το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης είναι:

$$\Pr ob(event) = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

όπου Z είναι ο γραμμικός συνδυασμός $Z = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_p X_p$ και p είναι ο αριθμός των ανεξάρτητων μεταβλητών.

Στο θέμα που εμείς εξετάζουμε το γεγονός είναι η φερεγγυότητα του δανειολήπτη που εκφράζεται από τη μεταβλητή Solvency και $p=13$ ο αριθμός των ανεξάρτητων μεταβλητών που διαθέτουμε.

Εκτός από τη δημιουργία του μοντέλου θα ελεγχθεί η καταλληλότητά του καθώς και η καλή προσαρμογή του στα δεδομένα.

Το στατιστικό πακέτο που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση των δεδομένων που ακολουθεί είναι το SPSS 13.0. Για την εξαγωγή των περιγραφικών στοιχείων και των στατιστικών ελέγχων ανεξαρτησίας που προηγούνται της βασικής ανάλυσης χρησιμοποιείται όλο το μέγεθος των δεδομένων, ενώ για τη δημιουργία του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης χρησιμοποιείται τυχαίο δείγμα που αντιπροσωπεύει το 10% του συνόλου των δεδομένων(η επιλογή του τυχαίου δείγματος έγινε μέσω συγκεκριμένης διαδικασίας που υποστηρίζει το στατιστικό πακέτο).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

3.1 ΠΕΡΙΓΡΑΦΙΚΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ

Στην παράγραφο αυτή παρουσιάζονται περιγραφικά στοιχεία των μεταβλητών που διαθέτουμε με σκοπό να εξάγουμε κάποιες γενικές πληροφορίες για τα χαρακτηριστικά των δανειοληπτών της τράπεζας απ' όπου αντλήσαμε τα δεδομένα.

Έχουμε, λοιπόν τα εξής:

Sex

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Female	42017	64.4	64.4	64.4
	Male	23223	35.6	35.6	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Το 64,4% του των ατόμων που έχουν λάβει καταναλωτικό δάνειο είναι γυναίκες και το 35,6% είναι άνδρες. Βλέπουμε δηλαδή ότι οι γυναίκες τείνουν περισσότερο στην κατανάλωση σε σχέση με τους άνδρες.

Applicant's Family Status

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Married	42765	65.6	65.6	65.6
	Single	18653	28.6	28.6	94.1
	Divorced	3822	5.9	5.9	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Το 65,6% του των ατόμων που έχουν λάβει καταναλωτικό δάνειο είναι παντρεμένοι, το 28,6% ελεύθεροι και το 5,9% να διαζευγμένοι. Συμπεραίνουμε από τα ποσοστά αυτά ότι η πλειοψηφία των δανειοληπτών έχουν οικογένεια και ότι οι αυξημένες δαπάνες τους οδηγεί στη λήψη κάποιου καταναλωτικού δανείου.

Customer / No Customer

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	No Customer	16755	25.7	25.7	25.7
	Customer	48485	74.3	74.3	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Πελάτες της τράπεζας είναι το 74,3% των ατόμων που έχουν λάβει καταναλωτικό δάνειο ενώ το υπόλοιπο 25,7% δεν είναι.

Hellenic / Foreigner

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Foreigner	2489	3.8	3.8	3.8
	Hellenic	62751	96.2	96.2	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Ελληνικής υπηκοότητας είναι το 96,2% του των ατόμων που έχουν λάβει καταναλωτικό δάνειο ενώ το υπόλοιπο 3,8% είναι αλλοδαποί. Εδώ παρατηρούμε, ότι ελάχιστο είναι το ποσοστό των αλλοδαπών που έχουν λάβει καταναλωτικό δάνειο, γεγονός που αποδεικνύει εκτός των άλλων ότι οι αλλοδαποί κάτοικοι της Ελλάδας προσαρμόζουν καλύτερα τις καταναλωτικές τους ανάγκες με βάση τα εισοδήματά τους σε σχέση με τους Έλληνες που φαίνεται πως δανείζονται για να καταναλώσουν.

Age

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	18-26	6075	9.3	9.3	9.3
	27-37	19971	30.6	30.6	39.9
	38-45	12707	19.5	19.5	59.4
	46-54	11756	18.0	18.0	77.4
	55+	14731	22.6	22.6	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Όσον αφορά τώρα την ηλικία των δανειοληπτών παρατηρούμε ότι έχουμε μια επαρκή αντιπροσώπευση όλων των ηλικιακών ομάδων στα δεδομένα μας. Συγκεκριμένα το 9,3% είναι ηλικίας από 18 έως 26 ετών, το 30,6% από 27 έως 37 ετών, το 19,5% από 38 έως 45 ετών, το 18% από 46 έως 54 ετών και το 22,6% από 55 ετών και άνω.

Occupation

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Retired	10253	15.7	15.7	15.7
	State Officials	11420	17.5	17.5	33.2
	Self Employee	14107	21.6	21.6	54.8
	Private Employee	22610	34.7	34.7	89.5
	Housewives and Students	1546	2.4	2.4	91.9
	Agricultural Worker	5304	8.1	8.1	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Με βάση τώρα την απασχόληση των δανειοληπτών παρατηρούμε ότι το μεγαλύτερο ποσοστό επικεντρώνεται στους ιδιωτικούς υπαλλήλους με 34.7%. Αμέσως μετά ακολουθούν οι ελεύθεροι επαγγελματίες με ποσοστό 21.6%, ενώ οι συνταξιούχοι και οι δημόσιοι υπάλληλοι έχουν παρόμοια ποσοστά 15,7% και 17,5% αντίστοιχα. Τέλος παρατηρούμε ότι τα χαμηλότερα ποσοστά καταλαμβάνουν η κατηγορία των αγροτών και η κατηγορία των φοιτητών και των ατόμων που ασχολούνται με οικιακά με ποσοστά 8,1% και 2,4%. Από μία άποψη αυτό μπορεί να εξηγηθεί, από το γεγονός ότι τα εισοδήματα των ατόμων των κατηγοριών αυτών δεν επαρκούν, ώστε η τράπεζα να τους εγκρίνει δάνειο.

Number of years that the applicant works in his current job

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	0-6	25130	38.5	38.5	38.5
	7+	28311	43.4	43.4	81.9
	Housewives and Students	1546	2.4	2.4	84.3
	Retired	10253	15.7	15.7	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Τα στοιχεία που παίρνουμε από τη μεταβλητή που σχετίζεται με το χρονικό διάστημα που ο δανειολήπτης είναι στην τωρινή του εργασία είναι ότι το 38,5% των ατόμων είναι στην εργασία τους από 0-6 χρόνια, το 43,4% από 7 χρόνια και άνω, ενώ το υπόλοιπο 18,1% ανήκει στις άλλες δύο κατηγορίες, των συνταξιούχων, των ατόμων που ασχολούνται με οικιακά και των φοιτητών. Φαίνεται δηλαδή, ότι το να έχει ένας δανειολήπτης σταθερότητα στην εργασία που βρίσκεται, είναι σημαντικό στο να του χορηγηθεί δάνειο από την τράπεζα.

Car Owner

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	No	23283	35.7	35.7	35.7
	Yes	41957	64.3	64.3	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Κάτοχος αυτοκινήτου είναι το 64,3% των ατόμων που έχει λάβει καταναλωτικό δάνειο ενώ το υπόλοιπο 35,7% δεν είναι.

Number of Instalments

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	1-12	3383	5.2	5.2	5.2
	13-24	10464	16.0	16.0	21.2
	25-36	14736	22.6	22.6	43.8
	37-48	10473	16.1	16.1	59.9
	49-60	13003	19.9	19.9	79.8
	61-72	5747	8.8	8.8	88.6
	73-84	7434	11.4	11.4	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Το 43,8% των ατόμων που έχουν λάβει καταναλωτικό δάνειο επιλέγουν να πληρώνουν δόσεις μέχρι και 3 χρόνια, το 36% επιλέγει να πληρώνει δόσεις πάνω από 3 χρόνια αλλά λιγότερο από 5 και το υπόλοιπο 20,2% επιλέγει να πληρώνει δόσεις για πάνω από 5 έτη μέχρι και 7 έτη.

Applicant's Number of Children

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid .00	31218	47.9	47.9	47.9
1.00	10322	15.8	15.8	63.7
2.00	17108	26.2	26.2	89.9
3.00	4769	7.3	7.3	97.2
4.00	1404	2.2	2.2	99.4
5.00	314	.5	.5	99.8
6.00	72	.1	.1	99.9
7.00	33	.1	.1	100.0
Total	65240	100.0	100.0	

Από τον παραπάνω πίνακα παρατηρούμε ότι το 97,2% των δανειοληπτών έχουν από κανένα έως και 3 παιδιά, με το μεγαλύτερο ποσοστό της τάξης του 47,9% να αναφέρεται σε αυτούς που δεν έχουν κανένα παιδί. Το 2,8% αφορά τους δανειολήπτες που έχουν από 4 έως 7 παιδιά.

Statistics

		Number of years that the applicant lives in his current house	Income	Loans' Approved Amount
N	Valid	65240	65240	65240
	Missing	0	0	0
Mean		16.22	17176.49	5899.6183
Std. Error of Mean		.054	57.50819	17.82469
Percentiles	25	5.00	9400.0000	3000.0000
	50	12.00	13822.05	4000.0000
	75	25.00	20831.04	8000.0000

Σύμφωνα με τον παραπάνω πίνακα παρατηρούμε ότι τα άτομα τα οποία έχουν λάβει δάνειο από την τράπεζα μένουν στο ίδιο σπίτι κατά μέσο όρο τα τελευταία 16 έτη ενώ διαθέτει μέσο εισόδημα 17175 ευρώ. Ο μέσος όρος του δανείου που πήραν είναι μεγέθους 6000 ευρώ.

Τέλος όσον αφορά τη μεταβλητή που αναφέρεται στη φερεγγυότητα των δανειοληπτών ως προς την αποπληρωμή του δανείου τους έχουμε:

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Bad	3136	4.8	4.8	4.8
	Good	62104	95.2	95.2	100.0
	Total	65240	100.0	100.0	

Το 95,2% το δανειοληπτών πληρώνουν τις δόσεις του δανείου τους εντός της προθεσμίας έως που οι οφειλόμενες δόσεις θεωρούνται ληξιπρόθεσμες, ενώ το 4,8% μόνο δεν υποδεικνύει φερεγγυότητα ως προς την πληρωμή των δόσεων.

Πριν προχωρήσουμε στο κύριο μέρος της ανάλυσης των δεδομένων για τη δημιουργία του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης, όπως αναφέρθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο διερευνούμε αν υπάρχει σχέση μεταξύ της μεταβλητής που αναφέρεται στη φερεγγυότητα (Solvency) του δανειολήπτη και όλων των άλλων υπό εξέταση μεταβλητών μία προς μία. δημιουργούμε 2x2 πίνακες συνάφειας της μεταβλητής Solvency με όλες τις κατηγορικές ανεξάρτητες μεταβλητές (Sex, Fam_Stat, Flg_Cust, Flg_Nation, Age, Occupation, Timemp, Auto, Instalments) και ελέγχουμε την ανεξαρτησία τους με Chi Square test. Όσον αφορά τις ποσοτικές τυχαίες μεταβλητές (Income, Amount_€, Yr_Addr, Child) για να ελέγξουμε την ανεξαρτησία τους ως προς την εξαρτημένη μεταβλητή Solvency, εφαρμόζουμε το παραμετρικό τεστ Kruskal Wallis. Οι πίνακες με τα αποτελέσματα από όλους αυτούς τους ελέγχους, όπως ακριβώς εξάγονται από το στατιστικό πακέτο δίνονται στο παράρτημα.

Για όλους αυτούς τους ελέγχους η υπόθεση της ανεξαρτησίας απορρίπτεται. Δηλαδή όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές φαίνεται να επηρεάζουν μία προς μία τη φερεγγυότητα του δανειολήπτη ως προς την πληρωμή των δόσεων του δανείου που έχει λάβει. Για το λόγο αυτό κρίνεται απαραίτητο να συμπεριληφθούν όλες στο πρώτο στάδιο δημιουργίας του μοντέλου, όπως θα περιγράψουμε παρακάτω.

3.2 ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

Στην παράγραφο αυτή παρουσιάζεται η βασική ανάλυση των δεδομένων μας. Με σκοπό τη διερεύνηση των σχέσεων μεταξύ των προσωπικών χαρακτηριστικών των δανειοληπτών και του κινδύνου μη ανταπόκρισης στις δανειακές τους υποχρεώσεις θα δημιουργήσουμε ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης. Με βάση το μοντέλο αυτό θα εξετάσουμε ποια προσωπικά χαρακτηριστικά των δανειοληπτών σχετίζονται με τον κίνδυνο μη ανταπόκρισης στις δανειακές τους υποχρεώσεις, αλλά και πως παρατηρείται η επιρροή αυτών των χαρακτηριστικών.

Η στατιστική ανάλυση που ακολουθεί περιλαμβάνει την εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης, τον έλεγχο υποθέσεων για το μοντέλο, καθώς και τον έλεγχο καλής προσαρμογής του.

3.2.1 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ

Στη λογιστική παλινδρόμηση οι παράμετροι του μοντέλου εκτιμώνται με τη μέθοδο μέγιστης πιθανοφάνειας (*maximum-likelihood method*). Οι συντελεστές οι οποίοι κάνουν τα παρατηρούμενα αποτελέσματα πιο πιθανά επιλέγονται. Επειδή το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης είναι μη γραμμικό, απαιτείται για την εκτίμηση των παραμέτρων ένας επαναληπτικός αλγόριθμος.

Θα πρέπει να αναφέρουμε επίσης ότι για τη δημιουργία του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε η διαδικασία Backward Elimination, η οποία ενδείκνυται όταν δεν υπάρχει θεωρητικό μοντέλο αλλά και όταν θέλουμε να βρούμε ένα μοντέλο που να προσαρμόζεται καλά στα δεδομένα (Andy Field, 2005, 226). Επίσης στη διαδικασία αυτή αρχίζουμε με όλες τις μεταβλητές στο μοντέλο, κάτι το οποίο είναι επιθυμητό, καθώς στην προηγούμενη παράγραφο διαπιστώσαμε πως όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές μία προς μία ξεχωριστά σχετίζονται με την εξαρτημένη. Τέλος πρέπει να επισημάνουμε ότι το μοντέλο που παρουσιάζουμε δεν περιέχει σταθερά στην εξίσωση του. Αυτό έγινε διότι το μοντέλο με την σταθερά δεν προσαρμοζόταν κατάλληλα στα δεδομένα μας. Ο πίνακας με την κωδικοποίηση των μεταβλητών από το πρόγραμμα δίνεται στο παράρτημα.

Η διαδικασία της Backward Elimination κατέληξε στο τελικό μοντέλο ύστερα από έξι βήματα. Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται οι εκτιμήσεις των συντελεστών του τελικού μοντέλου (βήμα 6).

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 6(a)	Amount_€	.000	.000	5.854	1	.016	1.000	1.000	1.000
	Fam_Stat			7.048	2	.029			
	Fam_Stat(1)	.513	.238	4.633	1	.031	1.670	1.047	2.663
	Fam_Stat(2)	.234	.248	.887	1	.346	1.263	.777	2.054
	Flg_Cust(1)	-.339	.134	6.389	1	.011	.712	.548	.927
	Flg_Nation(1)	-.464	.231	4.027	1	.045	.629	.399	.989
	Occupation			66.062	5	.000			
	Occupation(1)	2.554	.411	38.548	1	.000	12.863	5.743	28.810
	Occupation(2)	1.266	.261	23.500	1	.000	3.546	2.125	5.915
	Occupation(3)	.420	.208	4.100	1	.043	1.522	1.014	2.287
	Occupation(4)	.605	.200	9.174	1	.002	1.830	1.238	2.707
	Occupation(5)	2.197	.538	16.678	1	.000	9.001	3.135	25.837
	Timemp			16.907	2	.000			
	Timemp(1)	1.433	.414	12.012	1	.001	4.193	1.864	9.430
	Timemp(2)	1.626	.405	16.085	1	.000	5.082	2.296	11.249
	Auto(1)	-.313	.126	6.144	1	.013	.731	.571	.937
	Instalments			13.370	6	.038			
	Instalments(1)	1.203	.432	7.745	1	.005	3.330	1.427	7.770
	Instalments(2)	.699	.300	5.418	1	.020	2.011	1.117	3.623
	Instalments(3)	.595	.273	4.738	1	.030	1.813	1.061	3.099
Instalments(4)	.545	.282	3.738	1	.053	1.725	.993	2.998	
Instalments(5)	.314	.257	1.490	1	.222	1.369	.827	2.265	
Instalments(6)	.102	.280	.133	1	.716	1.107	.640	1.916	

Οι μεταβλητές, λοιπόν, που περιλαμβάνονται στο μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης και αποτελούν και τα χαρακτηριστικά εκείνα που σχετίζονται με τη φερεγγυότητα του δανειολήπτη είναι το ποσό του δανείου που πήρε ο δανειολήπτης, η οικογενειακή του κατάσταση,

το αν είναι πελάτης της τράπεζας ή όχι, η εθνικότητά του, το επάγγελμα του, τα χρόνια που παραμένει στην τωρινή του εργασία, το αν έχει αυτοκίνητο και τέλος ο αριθμός των δόσεων για την αποπληρωμή του δανείου.

3.2.2 ΕΛΕΓΧΟΣ ΚΑΤΑΛΛΗΛΟΤΗΤΑΣ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ

Οι συντελεστές B που εκτιμήθηκαν για το μοντέλο με βάση τον στατιστικό έλεγχο του Wald είναι στατιστικά σημαντικοί εκτός από τους συντελεστές κάποιων κατηγοριών μεταβλητών που δεν είναι στατιστικά σημαντικοί, αλλά δε φαίνεται να επηρεάζουν το συνολικό αποτέλεσμα.

Στον πίνακα που ακολουθεί δίνονται οι τιμές δύο μέτρων για το ποσοστό της μεταβλητότητας της εξαρτημένης μεταβλητής που εξηγείται από το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης.

Τα μέτρα αυτά είναι το Cox and Snell R^2 και το Nagelkerke R^2 .

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	2319.480 ^a	.643	.857
2	2321.723 ^a	.643	.857
3	2321.917 ^a	.643	.857
4	2322.815 ^a	.643	.857
5	2324.170 ^a	.642	.857
6	2326.334 ^a	.642	.856

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than .001.

Το Cox and Snell R^2 είναι : $R^2 = 1 - \left[\frac{L(0)}{L(B)} \right]^{2/N}$, όπου $L(0)$ είναι η πιθανοφάνεια για το μοντέλο με μία μόνο σταθερά, $L(B)$ είναι η πιθανοφάνεια του υπό εξέταση μοντέλου και N είναι το μέγεθος του δείγματος. Το πρόβλημα με αυτό το μέτρο στη λογιστική παλινδρόμηση είναι ότι δεν μπορεί να πετύχει μέγιστη τιμή το 1.

Το Nagelkerke R^2 είναι μια τροποποίηση του Cox and Snell R^2 έτσι ώστε η τιμή του 1 να μπορεί να επιτευχθεί. Το Nagelkerke R^2 είναι:

$$R^2 = \frac{R^2}{R_{MAX}^2}, \text{ όπου } R_{MAX}^2 = 1 - L(0) \cdot 2/N.$$

Με βάση, λοιπόν, την τιμή του Nagelkerke R^2 στο βήμα 6 μπορούμε να πούμε πως 85,6% της μεταβλητότητας της εξαρτημένης μεταβλητής Solvency εξηγείται από το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης.

Από τον πίνακα που ακολουθεί μπορούμε να ελέγξουμε αν όλοι οι συντελεστές B στο μοντέλο είναι ίσοι με 0.

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	6685.888	27	.000
	Block	6685.888	27	.000
	Model	6685.888	27	.000
Step 2 ^a	Step	-2.243	4	.691
	Block	6683.645	23	.000
	Model	6683.645	21	.000
Step 3 ^a	Step	-.194	1	.660
	Block	6683.451	22	.000
	Model	6683.451	17	.000
Step 4 ^a	Step	-.898	1	.343
	Block	6682.553	21	.000
	Model	6682.553	16	.000
Step 5 ^a	Step	-1.355	1	.244
	Block	6681.198	20	.000
	Model	6681.198	15	.000
Step 6 ^a	Step	-2.163	1	.141
	Block	6679.035	19	.000
	Model	6679.035	14	.000

a. A negative Chi-squares value indicates that the Chi-squares value has decreased from the previous step.

Η τιμή του Chi-square που αναφέρεται στο μοντέλο είναι αυτή με την οποία γίνεται ο έλεγχος για το αν όλοι οι συντελεστές B του μοντέλου είναι ίσοι με 0. Η τιμή του p-value στο βήμα 6 για τον έλεγχο αυτό είναι ίση με 0,000. Σε επίπεδο σημαντικότητας $\alpha=5\%$ έχουμε

$\alpha=0,05 > p\text{-value}=0,000$. Συνεπώς η υπόθεση ότι όλοι οι συντελεστές B του μοντέλου είναι ίσοι με 0 απορρίπτεται.

Μπορούμε, λοιπόν να πούμε, ότι το μοντέλο που προέκυψε στο βήμα 6 της διαδικασίας Backward Elimination κρίνεται ως κατάλληλο.

3.2.3 ΕΛΕΓΧΟΣ ΚΑΛΗΣ ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗΣ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΠΑ- ΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ

Η καλή προσαρμογή του μοντέλου που προέκυψε στην παράγραφο 3.2.1 θα εξετασθεί ως προς δύο σημεία.

Πρώτα θα ελεγχθεί κατά πόσο το μοντέλο έχει την ικανότητα, βασιζόμενο στην εκτιμωμέ-
νη πιθανότητα να συμβεί το γεγονός, να διαχωρίζει μεταξύ των δύο συνόλων των περιπτώ-
σεων. Συγκεκριμένα μας ενδιαφέρει να ξέρουμε πόσο καλά οι προβλεπόμενες πιθανότητες
για την εξαρτημένη μεταβλητή Solvency διαχωρίζουν τις περιπτώσεις των δανειοληπτών που
είναι φερέγγυοι ως προς την πληρωμή του δανείου τους και αυτών που δεν είναι.

Σε δεύτερο στάδιο θα ελεγχθεί πόσο καλά το μοντέλο ταιριάζει τις προβλεπόμενες πιθανό-
τητες με τις παρατηρούμενες πιθανότητες στο συνολικό εύρος των τιμών των πιθανοτήτων.

Για τον έλεγχο της διαχωριστικής ικανότητας του μοντέλου επιλέγουμε ως πιθανότητα δι-
αχωρισμού (*cutoff probability*) τη μέση τιμή της προβλεπόμενης πιθανότητας των δανειοληπ-
τών οι οποίοι δεν είναι φερέγγυοι ως προς την πληρωμή των δανείων τους. Η πιθανότητα αυ-
τή σύμφωνα με τον πίνακα που ακολουθεί είναι 0,94.

	Solvency	
	Bad	Good
	Mean	Mean
Predicted probability	.93934	.95484

Με βάση αυτή την πιθανότητα διαχωρισμού προκύπτει ο παρακάτω πίνακας:

Classification Table^a

Observed			Predicted		
			Solvency		Percentage Correct
			Bad	Good	
Step 1	Solvency	Bad	121	177	40.6
		Good	1322	4876	78.7
	Overall Percentage				76.9
Step 2	Solvency	Bad	128	170	43.0
		Good	1325	4873	78.6
	Overall Percentage				77.0
Step 3	Solvency	Bad	125	173	41.9
		Good	1322	4876	78.7
	Overall Percentage				77.0
Step 4	Solvency	Bad	127	171	42.6
		Good	1317	4881	78.8
	Overall Percentage				77.1
Step 5	Solvency	Bad	128	170	43.0
		Good	1330	4868	78.5
	Overall Percentage				76.9
Step 6	Solvency	Bad	129	169	43.3
		Good	1357	4841	78.1
	Overall Percentage				76.5

a. The cut value is .940

Παρατηρούμε από το βήμα 6 του πίνακα ότι το μοντέλο μας έχει συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης 76,5%. Επιμέρους, προβλέπει σωστά το 43,3% των μη φερέγγυων δανειοληπτών και το 78,1% των φερέγγυων δανειοληπτών. Ενώ δηλαδή το μοντέλο έχει μια σχετικά καλή προβλεπτική ικανότητα για τους φερέγγυους δανειολήπτες, όσον αφορά τους μη φερέγγυους το ποσοστό σωστής πρόβλεψης είναι μικρό. Με άλλα λόγια προβλέπει ως φερέγγυους δανειολήπτες οι οποίοι έχουν χαρακτηριστεί ως μη φερέγγυοι από την τράπεζα.

Όσον αφορά τώρα τον έλεγχο καλής προσαρμογής του παρατηρούμενου και του προβλεπόμενου αριθμού των γεγονότων για τη μεταβλητή Solvency χρησιμοποιείται ο έλεγχος των Hosmer – Lemeshow. Σύμφωνα με το έλεγχο αυτό χωρίζουμε τις περιπτώσεις της μεταβλητής Solvency σε 10 ίσα περίπου σύνολα βασισμένη στην εκτιμώμενη πιθανότητα για τη μεταβλητή από το μοντέλο και θα παρατηρήσουμε πως οι παρατηρούμενοι και οι αναμενόμενοι αριθμοί των γεγονότων και των μη-γεγονότων συγκρίνονται.

Στον πίνακα που ακολουθεί φαίνεται ο διαχωρισμός στα 10 σύνολα που έγινε για τη μεταβλητή Solvency στο βήμα 6.

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Solvency = Bad		Solvency = Good		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 6	1	63	65.183	585	582.817	648
	2	53	44.699	597	605.301	650
	3	41	36.802	609	613.198	650
	4	21	31.827	629	618.173	650
	5	34	27.782	611	617.218	645
	6	22	24.674	627	624.326	649
	7	21	21.723	627	626.277	648
	8	13	18.880	637	631.120	650
	9	17	15.178	634	635.822	651
	10	13	11.251	642	643.749	655

Το Chi-square test χρησιμοποιείται για να προσδιορισθεί η διαφορά μεταξύ παρατηρούμενων και αναμενόμενων αριθμό γεγονότων.

Η μηδενική υπόθεση για τον έλεγχο που κάνουμε, είναι ότι δεν υπάρχει διαφορά μεταξύ παρατηρούμενων και αναμενόμενων τιμών.

Τα αποτελέσματα του Chi-square test για τον έλεγχο των Hosmer – Lemeshow δίνονται στον παρακάτω πίνακα.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	4.166	8	.842
2	4.222	8	.837
3	3.310	8	.913
4	4.718	8	.787
5	11.613	8	.169
6	10.284	8	.246

Στο βήμα 6 παρατηρούμε ότι η τιμή του Chi-square είναι 10,284 και το p-value είναι 0,246. Συνεπώς σε ένα επίπεδο σημαντικότητας $\alpha=5\%$ δεν μπορούμε να απορρίψουμε τη μηδενική υπόθεση ότι υπάρχει διαφορά μεταξύ παρατηρούμενων και αναμενόμενων τιμών για τη μεταβλητή Solvency καθώς $\alpha=0,05 < p\text{-value}=0,246$.

Καταλήγοντας για τον έλεγχο καλής προσαρμογής του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης μπορούμε να συμπεράνουμε πως σε γενικές γραμμές προσαρμόζεται καλά στα δεδομένα

μας και θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο πρόβλεψης της φερεγγυότητας ενός δανειολήπτη.

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΔΑΛΗ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται όλα τα συμπεράσματα τα οποία προέκυψαν από τη διερεύνηση των σχέσεων μεταξύ των προσωπικών χαρακτηριστικών των δανειοληπτών και του κινδύνου μη ανταπόκρισης στις δανειακές τους υποχρεώσεις.

Έχοντας, λοιπόν, δεδομένα καταναλωτικών δανείων που αφορούν προσωπικά χαρακτηριστικά δανειοληπτών, αλλά και κάποια στοιχεία αυτών των δανείων, προχωρήσαμε στην ανάλυση τους. Δημιουργήσαμε ένα στατιστικό μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης, από το οποίο μπορούμε να εξάγουμε χρήσιμα συμπεράσματα για τη φερεγγυότητα ενός δανειολήπτη ως προς την πληρωμή του δανείου, σε σχέση με κάποια προσωπικά χαρακτηριστικά του. Τα συμπεράσματα αυτά αναφέρονται αμέσως παρακάτω.

Διαπιστώνουμε αρχικά ότι η φερεγγυότητα του δανειολήπτη ως προς τις δανειακές του υποχρεώσεις δεν επηρεάζεται από το φύλο του, την ηλικία του, το εισόδημά του, το αν έχει παιδιά ή όχι και τον αριθμό των ετών που μένει στην κατοικία του. Αυτές οι μεταβλητές, μία προς μία ξεχωριστά εμφάνιζαν να επηρεάζουν τη φερεγγυότητα του δανειολήπτη. Στη δημιουργία όμως του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης, σε συνδυασμό και με όλες τις άλλες μεταβλητές που διαθέταμε, δεν ήταν στατιστικά σημαντικές και δε συμπεριλήφθηκαν στο μοντέλο.

Αντίθετα, λοιπόν, με αυτές τις μεταβλητές, οι υπόλοιπες, δηλαδή η οικογενειακή κατάσταση του δανειολήπτη, η εργασία του, ο χρόνος που βρίσκεται στην εργασία του, η εθνικότητά του, το αν είναι πελάτης της τράπεζας ή όχι, το αν έχει αυτοκίνητο ή όχι ο αριθμός των δόσεων του δανείου και το ποσό του δανείου που του χορηγήθηκε, σχετίζονται και επηρεάζουν σημαντικά τον κίνδυνο μη ανταπόκρισης του δανειολήπτη στις δανειακές του υποχρεώσεις.

Πιο συγκεκριμένα, όσον αφορά την οικογενειακή κατάσταση του δανειολήπτη, οι ελεύθεροι έχουν 1,67 φορές μεγαλύτερη πιθανότητα να είναι συνεπείς στις δανειακές τους υποχρεώσεις σε σχέση με τους παντρεμένους δεδομένου ότι όλες οι άλλες μεταβλητές παραμένουν

σταθερές. Το γεγονός αυτό θα μπορούσε να πει κανείς ότι είναι αναμενόμενο, καθώς ένας παντρεμένος έχει σίγουρα αυξημένες οικονομικές ανάγκες σε σχέση με έναν ελεύθερο και είναι πιθανό να μη μπορέσει κάποια στιγμή να πληρώσει κάποια ή κάποιες δόσεις.

Για το επάγγελμα παρατηρούμε ότι ένας δανειολήπτης ο οποίος είναι δημόσιος υπάλληλος έχει 12,863 φορές μεγαλύτερη πιθανότητα να είναι φερέγγυος ως προς τις δανειακές υποχρεώσεις του σε σχέση με έναν συνταξιούχο, δεδομένου ότι οι υπόλοιπες μεταβλητές παραμένουν σταθερές. Αντίστοιχα και τα υπόλοιπα επαγγέλματα έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα φερεγγυότητας σε σχέση με τους συνταξιούχους. Συγκεκριμένα οι ελεύθεροι επαγγελματίες, οι ιδιωτικοί υπάλληλοι και οι αγρότες έχουν 3,54, 1,52 και 9 φορές μεγαλύτερη πιθανότητα αντίστοιχα. Εντύπωση μπορεί να προκαλέσει, ότι και τα άτομα που είναι φοιτητές ή ασχολούνται με οικιακά, έχουν 1,83 φορές μεγαλύτερη πιθανότητα να είναι φερέγγυοι ως προς την πληρωμή των δανείων τους σε σχέση με τους συνταξιούχους.

0,71 φορές μικρότερη πιθανότητα συνέπειας ως προς τις δανειακές του υποχρεώσεις, προκύπτει να έχει ένας δανειολήπτης ο οποίος είναι πελάτης της τράπεζας σε σχέση με έναν δανειολήπτη ο οποίος δεν είναι πελάτης της τράπεζας. Επίσης μικρότερη πιθανότητα κατά 0,63 φορές έχει ένας Έλληνας δανειολήπτης να είναι φερέγγυος ως προς τις δανειακές του υποχρεώσεις σε σχέση με έναν αλλοδαπό, δεδομένου πάντα ότι κάθε φορά οι υπόλοιπες μεταβλητές παραμένουν σταθερές.

Επίσης, οι δανειολήπτες κάτοχοι αυτοκινήτου έχουν 0,731 φορές μικρότερη πιθανότητα να είναι συνεπείς στις δανειακές τους υποχρεώσεις σε σχέση με τους δανειολήπτες οι οποίοι δεν έχουν στην κατοχή τους αυτοκίνητο.

Σημαντικό ρόλο επίσης παίζουν και τα χρόνια που ο δανειολήπτης είναι στην ίδια δουλειά. Συγκεκριμένα το άτομο που είναι στη δουλειά του από 7 χρόνια και άνω έχει 4,193 φορές μεγαλύτερη πιθανότητα να είναι φερέγγυος ως προς τις δανειακές του υποχρεώσεις σε σχέση με το άτομο που είναι στη δουλειά του από 0 έως 6 χρόνια. Αντίστοιχα 5,082 φορές μεγαλύτερη πιθανότητα έχουν οι φοιτητές και τα άτομα που ασχολούνται με οικιακά, σε σχέση με τα άτομα που είναι στη δουλειά τους από 0 έως 6 χρόνια.

Ο αριθμός των δόσεων του δανείου παίζει σημαντικό ρόλο επίσης στη συνέπεια του δανειολήπτη ως προς την πληρωμή αυτών. Μάλιστα αυτός που πρόκειται να αποπληρώσει το δάνειο του εντός δύο ετών έχει 3,33 φορές μεγαλύτερη πιθανότητα να αποπληρώνει το δάνειο του έναντι κάποιου άλλου που το αποπληρώνει μέσα σε ένα έτος. Εδώ πρέπει να πούμε ότι η τάση είναι ίδια και για την περίπτωση αποπληρωμών με χρονικό ορίζοντα άνω των δύο ετών,

δηλαδή έχει περισσότερες πιθανότητες να αποπληρώσει κάποιος το δάνειο του όταν του αυξηθεί ο χρονικός ορίζοντας αποπληρωμής, παρόλα αυτά η ένταση δεν είναι τόσο μεγάλη συγκριτικά με τα δύο έτη.

Τέλος κάποιο ρόλο φαίνεται να παίζει και το ποσό του δανείου στην αποπληρωμή του αλλά όχι και τόσο σημαντικό.

Σημαντικά συμπεράσματα εξάγονται επίσης και τη στατιστική πλευρά της ανάλυσης που πραγματοποιήσαμε. Δημιουργήσαμε ένα στατιστικό μοντέλο το οποίο εξηγεί το 85,6% της συνολικής μεταβλητότητας της εξαρτημένης μεταβλητής. Επίσης, με βάση τους στατιστικούς ελέγχους που έγιναν το μοντέλο κρίθηκε κατάλληλο με καλή προσαρμογή και δυνατότητα σωστής πρόβλεψης της τάξης του 76,5%.

Μπορούμε, λοιπόν να πούμε πως το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης που δημιουργήσαμε, εκτός του ότι μας οδήγησε στην εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων για το ποια είναι τα προσωπικά χαρακτηριστικά και πως αυτά επηρεάζουν τον κίνδυνο μη ανταπόκρισης των δανειοληπτών στις δανειακές τους υποχρεώσεις, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σαν εργαλείο πρόβλεψης της δανειακής συμπεριφοράς ενός υποψήφιου δανειολήπτη.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ελληνική :

1. Μιχάλης Γκλεζάκος, (2008). *Αξιολόγηση των επιχειρήσεων*. Εκδότης: Μιχάλης Γκλεζάκος.

Ξένη :

2. Ronald Christensen (1997). *Log-Linear Models and Logistic Regression (2nd ed.)*. Springer-Verlag New York, Inc.
3. David W. Hosmer and Stanley Lemeshow (2000). *Applied Logistic Regression (2nd ed.)*. John Wiley and Sons , Inc.
4. Alan Agresti (1996). *An Introduction to Categorical Data Analysis*. John Wiley and Sons , Inc.
5. Marija J. Norušis (2006). *SPSS 15.0 Statistical Procedures Companion (1st ed.)*. Prentice Hall.
6. Carl J. Huberty and Stephen Olenjnik (2006). *Applied MANOVA and Discriminant Analysis (2nd ed.)*. John Willey and Sons. Inc.
7. Christian Bluhm, Ludger Overbeck and Cristoph Wagner (2003). *An introduction to Credit Risk Modeling*. Chapman and Hall/CRC.
8. Duffie, D. and K.J. Singleton (2003). *Credit Risk*. Princeton: Princeton University Press.
9. Gunter Loffler and Peter N. Posch , (2007). *Credit risk modeling using Excel and VBA*. Willey Finance series. John Willey and Sons, Ltd.
10. Hastie, T., R. Tibshirani, and J. Friedman (2001). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. New York: Springer-Verlag.
11. Joel Bessis, (2002). *Risk Mangement in Banking 2nd ed*. John Willey and Sons, Ltd.
12. Joseph F. Hair, JR. Rolph E. Anderson. Ronald L. Tatham. William C. Black (1998). *Multivariate Data Analysis (5th ed.)*. Prentice Hall
13. Lydian Medema, Ruud, H. Koning and Robert Lensik (2007). *A Practical Approach to Validating a PD Model*. *Journals of Banking and Finance* (33)4 April 2009, pages 701-708

14. Schreiner, M. (2004). *Scoring arrears at a microlender in Bolivia*. *Journal of Microfinance*, 6, 65–88.
15. Thi Huyen Thanh Dinh and Stefanie Kleimeier (2007). *A credit scoring model for Vietnam's retail banking market*. *International Review of Financial Analysis* 16, 471–495
16. Viganó, L. (1993). *A credit scoring model for development banks: An African case study*. *Savings and Development* 4, 441–482.
17. Yihan Yang, Guangli Nie and Lingling Zhang (2009). *Retail Exposures Credit Scoring Models for Chinese Commercial Banks*. *Lecture Notes in Computer science (LNCS)* vol. 5545 pp. 633-642. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009.
18. Peter Vasanthi and Peter Raja (2006). *Risk Management: an Empirical Assessment of the Risk of Default*. *International Research Journal of Finance and Economics*. Issue 1, 42-56.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΕΛΕΓΧΟΙ ΑΝΕΞΑΡΤΗΣΙΑΣ

Sex vs Solvency

Crosstab

Count

		Solvency		Total
		Bad	Good	
Sex	Female	2202	39815	42017
	Male	934	22289	23223
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Pearson Chi-Square	48.559 ^b	1	.000		
Continuity Correction ^a	48.293	1	.000		
Likelihood Ratio	49.850	1	.000		
Fisher's Exact Test				.000	.000
Linear-by-Linear Association	48.558	1	.000		
N of Valid Cases	65240				

a. Computed only for a 2x2 table

b. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 1116.30.

Applicant's Family Status vs Solvency

Crosstab

Count

		Solvency		Total
		Bad	Good	
Applicant's Family Status	Married	1735	41030	42765
	Single	1161	17492	18653
	Divorced	240	3582	3822
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	152.545 ^a	2	.000
Likelihood Ratio	147.156	2	.000
Linear-by-Linear Association	133.028	1	.000
N of Valid Cases	65240		

a. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 183.72.

Customer / No Customer vs Solvency

Crosstab

Count

		Solvency		Total
		Bad	Good	
Customer / No Customer	No Customer	1046	15709	16755
	Customer	2090	46395	48485
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Pearson Chi-Square	101.606 ^b	1	.000		
Continuity Correction ^a	101.184	1	.000		
Likelihood Ratio	96.275	1	.000		
Fisher's Exact Test				.000	.000
Linear-by-Linear Association	101.605	1	.000		
N of Valid Cases	65240				

a. Computed only for a 2x2 table

b. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 805.39.

Hellenic / Foreigner vs Solvency

Crosstab

Count		Solvency		Total
		Bad	Good	
Hellenic / Foreigner	Foreigner	262	2227	2489
	Hellenic	2874	59877	62751
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Pearson Chi-Square	184.995 ^b	1	.000		
Continuity Correction ^a	183.697	1	.000		
Likelihood Ratio	141.910	1	.000		
Fisher's Exact Test				.000	.000
Linear-by-Linear Association	184.992	1	.000		
N of Valid Cases	65240				

a. Computed only for a 2x2 table

b. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 119.64.

Age vs Solvency

Crosstab

Count		Solvency		Total
		Bad	Good	
Age	18-26	480	5595	6075
	27-37	1062	18909	19971
	38-45	614	12093	12707
	46-54	485	11271	11756
	55+	495	14236	14731
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	217.825 ^a	4	.000
Likelihood Ratio	205.827	4	.000
Linear-by-Linear Association	186.239	1	.000
N of Valid Cases	65240		

a. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 292.02.

Occupation vs Solvency

Crosstab

Count		Solvency		Total
		Bad	Good	
Occupation	Retired	359	9894	10253
	State Officials	315	11105	11420
	Self Employee	779	13328	14107
	Private Employee	1193	21417	22610
	Housewives and Students	60	1486	1546
	Agricultural Worker	430	4874	5304
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	298.729 ^a	5	.000
Likelihood Ratio	299.287	5	.000
Linear-by-Linear Association	208.987	1	.000
N of Valid Cases	65240		

a. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 74.31.

Number of years that the applicant works in his current job vs Solvency

Crosstab

Count		Solvency		Total
		Bad	Good	
Number of years that the applicant works in his current job	0-6	1625	23505	25130
	7+	1092	27219	28311
	Housewives and Students	60	1486	1546
	Retired	359	9894	10253
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	248.133 ^a	3	.000
Likelihood Ratio	241.881	3	.000
Linear-by-Linear Association	158.109	1	.000
N of Valid Cases	65240		

a. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 74.31.

Car Owner vs Solvency

Crosstab

Count		Solvency		Total
		Bad	Good	
Car Owner	No	1480	21803	23283
	Yes	1656	40301	41957
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Pearson Chi-Square	190.010 ^b	1	.000		
Continuity Correction ^a	189.484	1	.000		
Likelihood Ratio	183.461	1	.000		
Fisher's Exact Test				.000	.000
Linear-by-Linear Association	190.007	1	.000		
N of Valid Cases	65240				

a. Computed only for a 2x2 table

b. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 1119.18.

Number of Instalments vs Solvency

Crosstab

Count		Solvency		Total
		Bad	Good	
Number of Instalments	1-12	123	3260	3383
	13-24	433	10031	10464
	25-36	646	14090	14736
	37-48	532	9941	10473
	49-60	726	12277	13003
	61-72	304	5443	5747
	73-84	372	7062	7434
Total		3136	62104	65240

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	48.529 ^a	6	.000
Likelihood Ratio	49.138	6	.000
Linear-by-Linear Association	31.307	1	.000
N of Valid Cases	65240		

a. 0 cells (.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 162.62.

Kruskal-Wallis Test

Income vs Solvency

Ranks

	Solvency	N	Mean Rank
Income	Bad	3136	28203.70
	Good	62104	32843.53
	Total	65240	

Test Statistics^{a,b}

	Income
Chi-Square	181.191
df	1
Asymp. Sig.	.000

a. Kruskal Wallis Test

b. Grouping Variable: Solvency

Loan's Approved Amount vs Solvency

Ranks

	Solvency	N	Mean Rank
Loans' Approved Amount	Bad	3136	29664.99
	Good	62104	32769.74
	Total	65240	

Test Statistics^{a,b}

	Loans' Approved Amount
Chi-Square	82.558
df	1
Asymp. Sig.	.000

a. Kruskal Wallis Test

b. Grouping Variable: Solvency

Number of years that the applicant lives in his current house vs Solvency

Ranks

	Solvency	N	Mean Rank
Number of years that the applicant lives in his current house	Bad	3136	29124.53
	Good	62104	32797.03
	Total	65240	

Test Statistics^{a,b}

	Number of years that the applicant lives in his current house
Chi-Square	113.816
df	1
Asymp. Sig.	.000

a. Kruskal Wallis Test

b. Grouping Variable: Solvency

Applicant's Number of Children vs Solvency

Ranks

	Solvency	N	Mean Rank
Applicant's Number of Children	Bad	3136	29646.01
	Good	62104	32770.70
	Total	65240	

Test Statistics^{a,b}

	Applicant's Number of Children
Chi-Square	94.668
df	1
Asymp. Sig.	.000

a. Kruskal Wallis Test

b. Grouping Variable: Solvency

ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ

Categorical Variables Codings

		Frequency	Parameter coding					
			(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Number of Instalments	1-12	316	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	13-24	996	1.000	.000	.000	.000	.000	.000
	25-36	1531	.000	1.000	.000	.000	.000	.000
	37-48	1055	.000	.000	1.000	.000	.000	.000
	49-60	1327	.000	.000	.000	1.000	.000	.000
	61-72	567	.000	.000	.000	.000	1.000	.000
	73-84	704	.000	.000	.000	.000	.000	1.000
Occupation	Retired	1050	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	State Officials	1168	1.000	.000	.000	.000	.000	.000
	Self Employee	1422	.000	1.000	.000	.000	.000	.000
	Private Employee	2208	.000	.000	1.000	.000	.000	.000
	Housewives and Students	156	.000	.000	.000	1.000	.000	.000
	Agricultural Worker	492	.000	.000	.000	.000	1.000	.000
Age	18-26	621	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	27-37	1951	1.000	.000	.000	.000	.000	.000
	38-45	1244	.000	1.000	.000	.000	.000	.000
	46-54	1184	.000	.000	1.000	.000	.000	.000
	55+	1496	.000	.000	.000	1.000	.000	.000
Number of years that the applicant works in his current job	0-6	2486	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	7+	2804	1.000	.000	.000	.000	.000	.000
	Housewives and Students	156	.000	1.000	.000	.000	.000	.000
	Retired	1050	.000	.000	1.000	.000	.000	.000
Applicant's Family Status	Married	4295	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	Single	1843	1.000	.000	.000	.000	.000	.000
	Divorced	358	.000	1.000	.000	.000	.000	.000
Customer / No Customer	No Customer	1650	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	Customer	4846	1.000	.000	.000	.000	.000	.000
Hellenic / Foreigner	Foreigner	259	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	Hellenic	6237	1.000	.000	.000	.000	.000	.000
Car Owner	No	2343	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	Yes	4153	1.000	.000	.000	.000	.000	.000
Sex	Female	4201	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	Male	2295	1.000	.000	.000	.000	.000	.000

ΠΙΝΑΚΑΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Sex	Yr_	Fam_	Stat	Income	Amount_ €	Flg_ Cust	Flg_ Nation	Age	child	Occupation	Timemp	Auto	Instalments	Solvency
0	1	1	1	7157	5000	1	1	2	0	3	0	1	2	1
0	56	1	1	1907	1500	1	1	5	0	5	1	1	0	1
0	1	2	1	19864	2000	1	1	3	3	1	1	1	1	1
1	35	0	0	12325	1000	1	1	5	3	0	3	0	1	1
0	2	0	0	20284	10000	1	1	4	2	1	1	1	4	1
1	50	2	2	9420	6000	0	1	5	3	0	3	0	3	1
1	20	0	0	3516	3000	0	1	5	2	0	3	0	2	0
0	3	1	1	11148	6000	0	0	1	0	5	0	0	3	1
0	12	1	1	10115	15000	1	1	2	0	3	0	0	4	1
0	15	1	1	10213	7000	1	1	4	0	5	0	1	3	1
1	37	1	1	11200	6000	1	1	3	0	3	1	0	4	1
1	7	0	0	22900	6000	1	1	2	0	3	0	1	2	1
0	8	1	1	8776	2000	0	1	1	0	2	0	1	1	1
0	15	0	0	8416	5000	0	1	4	4	5	1	1	2	1
0	2	1	1	12821	4000	1	1	1	0	1	0	1	3	1
1	10	0	0	18913	3000	0	1	2	1	3	0	1	2	1
1	10	0	0	18421	2500	1	1	2	2	3	0	0	1	1
0	7	0	0	12952	5000	0	1	2	2	2	1	1	4	1
0	40	1	1	7255	3000	0	1	3	0	3	0	1	1	1
1	6	0	0	25547	10000	1	1	2	0	1	1	0	4	1
0	1	2	2	14292	3000	1	1	5	0	0	3	0	1	1
0	25	1	1	3984	1500	1	1	1	0	3	0	1	0	1
1	1	0	0	22468	3000	0	1	3	2	3	0	0	2	1
1	15	1	1	18865	5000	1	1	2	0	3	0	0	2	1
0	9	1	1	6489	7000	0	1	2	0	3	0	0	2	1
1	10	1	1	17113	15000	0	1	3	0	1	1	0	3	1
0	25	1	1	14000	3000	1	1	2	0	3	1	1	4	1
0	28	0	0	23903	12000	1	1	4	1	2	1	1	6	1
0	25	0	0	8864	4000	0	1	4	0	5	1	1	2	1
1	5	0	0	5330	1000	1	0	5	0	2	0	0	0	1
0	30	0	0	3000	3000	1	1	5	1	2	1	1	3	1
0	28	1	1	7165	2000	0	1	1	0	3	0	0	2	1
1	27	0	0	17879	9000	1	1	4	2	4	2	0	6	1
0	21	0	0	11000	9000	1	1	5	5	0	3	1	4	1
0	25	1	1	21000	15000	0	1	4	0	1	1	0	6	1
0	8	0	0	27406	3500	1	1	3	2	2	0	1	0	1
1	19	2	2	9153	6000	1	1	4	1	1	1	0	3	1
1	4	0	0	19773	15000	0	1	5	2	0	3	0	6	0
0	22	0	0	16465	2000	1	1	4	2	1	1	1	4	1
0	30	0	0	29862	15000	1	1	4	2	3	1	1	5	1
0	12	1	1	5000	2500	1	1	1	0	2	0	0	2	1
0	10	0	0	18175	10000	1	1	2	3	3	0	1	3	1
0	3	0	0	45014	3000	1	1	5	2	0	3	1	2	1

0	1	1	4927	2500	1	1	2	2	3	0	1	2	0
0	12	0	31151	10000	1	1	4	2	1	1	1	4	1
1	10	1	14305	6000	1	1	2	1	1	1	0	3	1
0	4	0	42840	1500	1	1	4	2	2	1	1	1	1
0	30	1	13394	9000	0	1	2	0	3	0	0	3	1
0	1	0	20500	6500	1	1	2	0	2	0	1	2	1
0	10	0	13822	5000	1	1	3	2	3	0	1	3	1
0	3	0	12348	3000	0	0	2	2	2	0	1	1	0
0	4	1	9800	7000	1	1	2	0	5	0	1	4	0
0	14	0	14254	7000	0	1	3	2	3	0	1	5	1
1	2	1	6920	3000	0	0	2	0	3	0	0	2	0
0	10	2	0	3000	1	0	2	0	5	1	0	2	1
1	30	1	6630	3000	0	1	3	0	3	1	0	2	1
0	32	1	9177	6000	1	1	2	0	3	0	1	3	1
0	10	0	31447	15000	1	1	3	2	2	0	1	4	1
1	52	0	36337	3500	0	1	4	0	1	1	1	2	1
1	3	0	22000	14000	1	1	2	0	3	0	1	6	1
1	5	0	20133	3000	1	1	1	0	3	1	0	1	1
1	3	0	9025	3000	1	1	2	0	3	0	1	1	1
0	2	0	12067	6000	1	1	1	0	2	0	1	4	1
1	50	0	10000	6000	1	1	5	2	3	0	1	5	1
0	3	0	9905	3000	0	0	2	0	5	0	0	4	1
0	22	0	40000	3000	1	1	4	2	1	1	1	1	1
1	14	1	5553	3500	0	1	5	0	0	3	0	3	1
1	32	0	16006	5000	0	1	2	2	2	1	1	4	1
0	2	0	21950	13000	1	1	3	2	1	1	1	6	1
0	10	0	15282	5000	1	1	4	2	3	1	1	4	1
0	31	1	4356	3000	1	1	2	0	2	0	0	2	1
1	2	0	25722	10000	1	1	4	1	1	1	1	1	1
0	5	0	30823	6000	0	1	5	3	0	3	1	2	1
0	30	1	6000	9000	0	1	2	0	3	0	1	4	1
0	16	0	17797	2000	1	1	4	2	1	1	1	1	1
0	2	1	103399	19000	0	1	2	0	2	1	1	2	0
0	10	1	12863	3000	1	1	2	0	2	1	1	2	1
0	4	1	7874	2000	0	0	2	0	3	0	0	1	1
0	2	0	7800	3000	0	0	2	1	3	0	0	3	1
1	15	1	16022	15000	1	1	2	0	3	1	1	5	1
0	6	0	18041	3000	1	1	4	1	3	0	0	2	0
0	10	0	8570	3000	0	0	4	2	5	1	1	1	1
1	3	1	8356	4000	1	1	1	0	3	0	0	2	1
0	26	1	6500	3000	0	1	2	0	3	0	1	2	1
1	3	2	8933	3000	1	1	4	0	3	1	1	2	1
0	16	0	15000	3000	1	1	5	1	0	3	1	0	1
0	13	0	12659	3000	1	1	2	1	2	1	0	3	1
0	5	0	9157	1000	1	1	2	0	1	0	1	0	1
1	13	0	22200	3000	1	1	2	2	3	0	0	1	1
0	46	0	28647	6000	1	1	4	4	3	1	1	2	1
1	5	0	21269	10000	1	1	5	0	0	3	0	3	1
0	43	1	10878	3000	0	1	3	0	3	0	0	2	0

ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΤΩΝ ΣΧΕΣΕΩΝ ΜΕΤΑΞΥ ΤΩΝ ΠΡΟΣΩΠΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΤΩΝ ΔΑΝΕΙΟΛΗΠΤΩΝ
ΚΑΙ ΤΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ ΜΗ ΑΝΤΑΠΟΚΡΙΣΗΣ ΣΤΙΣ ΔΑΝΕΙΑΚΕΣ ΥΠΟΧΡΕΩΣΕΙΣ ΤΟΥΣ

1	18	0	10934	3000	1	1	4	0	0	3	1	4	1
0	2	0	19769	11500	1	1	2	2	2	1	1	4	1
0	18	0	36670	19500	1	1	3	2	2	1	1	3	1
1	8	0	15432	4000	1	1	5	1	1	1	0	3	1
0	20	0	14446	14000	1	1	4	2	2	1	1	4	1
1	22	0	18277	3000	0	1	5	1	3	1	0	2	1
1	10	0	30936	4000	1	1	5	3	0	3	0	3	1
0	30	0	9355	3000	1	1	3	3	3	0	1	3	1
1	23	1	7935	6000	1	1	1	0	3	0	1	4	1
1	2	1	7370	6000	1	1	1	0	2	0	1	1	1
0	22	1	0	5500	1	1	1	0	3	0	1	1	1
0	13	1	7140	1500	0	1	3	0	3	1	1	2	0
0	1	0	7260	3000	0	0	3	3	5	0	0	4	1
0	30	0	8713	2000	1	1	4	2	0	3	1	4	1
0	35	0	22526	15000	1	1	5	2	0	3	1	5	1
0	30	1	9810	4000	0	1	2	0	3	0	1	1	1
0	40	2	6500	3000	1	1	3	0	5	1	0	2	1
0	25	0	11172	3000	1	1	5	2	0	3	1	2	1
0	24	0	31250	12000	1	1	4	3	1	1	1	2	1
1	11	0	24500	3000	1	1	5	2	0	3	1	2	1
1	18	0	40000	3000	1	1	2	0	1	1	1	2	1
0	10	0	21374	3000	1	1	5	2	0	3	1	2	1
0	50	0	44530	7000	1	1	4	4	1	1	1	3	1
0	1	0	25214	3000	0	1	4	2	5	0	0	2	1
0	3	0	9866	3000	0	0	3	2	5	0	0	1	1
0	20	1	9886	3000	0	1	1	0	2	0	1	1	1
0	2	1	16000	19500	1	1	2	0	3	0	0	6	1
1	10	0	8670	1500	1	1	5	0	0	3	0	3	1
0	26	0	35022	9500	1	1	4	2	1	1	1	6	1
0	2	1	8982	3000	0	0	2	0	5	0	0	2	0
0	1	0	3791	1500	0	0	3	0	5	0	0	1	0
1	24	0	20827	9500	1	1	4	0	3	0	1	6	1
0	10	0	15000	6000	1	1	4	2	2	1	1	5	1
0	41	0	12686	7000	1	1	5	0	5	1	1	6	1
1	40	0	7642	2500	1	1	5	3	0	3	1	2	1
1	12	0	8757	3000	1	1	4	3	2	1	1	2	1
0	16	0	17409	11000	0	1	5	0	0	3	1	5	1
1	5	0	35865	6000	1	1	3	4	1	1	1	1	1
1	25	0	20606	19500	1	1	4	0	1	1	0	6	1
1	31	1	10952	15000	1	1	2	0	3	1	0	2	1
0	68	0	14597	2000	0	1	5	2	0	3	1	4	1
0	3	2	8826	4500	1	1	3	0	2	0	1	2	0
1	1	1	5400	2000	0	1	2	0	3	0	1	2	0
0	34	0	16820	7000	1	1	2	3	5	1	1	2	1
0	16	0	3065	3500	0	1	3	5	5	1	0	1	1
0	8	0	40000	15000	0	1	4	2	1	1	1	4	1
1	10	0	28400	6000	1	1	4	2	1	1	1	5	1
0	5	0	9850	3000	0	0	2	0	2	0	0	4	1
0	2	2	26488	19500	0	1	5	3	0	3	0	6	1

0	5	0	41857	15000	0	1	3	3	2	1	1	5	1
1	1	1	13524	15000	0	1	1	0	3	0	0	5	1
1	15	1	12712	3500	0	1	4	0	3	0	0	5	0
1	10	2	18680	13000	1	1	5	0	1	1	0	6	1
0	20	0	4000	3000	0	1	4	2	2	1	1	2	1
0	30	2	11369	3000	1	1	3	1	2	1	1	3	1
1	20	1	9546	7500	1	1	2	0	3	0	1	6	1
0	1	0	8317	3500	1	1	2	1	3	0	1	4	1

РАСПЕЧАТАТЬ