



ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ
ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ

Διπλωματική Εργασία

**ΟΜΟΤΙΜΟΣ ΔΑΝΕΙΣΜΟΣ (PEER-TO-PEER LENDING) ΚΑΙ Η ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ
ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ ΑΘΕΤΗΣΗΣ ΤΩΝ ΔΑΝΕΙΩΝ**

της

ΔΕΣΠΟΙΝΑΣ ΒΕΡΓΙΔΟΥ

Επιβλέπων καθηγητής: ΙΩΑΝΝΗΣ ΠΑΠΑΝΑΣΤΑΣΙΟΥ

Υποβλήθηκε ως απαιτούμενο για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος στη
Λογιστική και Χρηματοοικονομική

Οκτώβριος 2022

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Παπαναστασίου Ιωάννη για όλη την καθοδήγηση, τις χρήσιμες συμβουλές και την γενικότερη αποτελεσματική μας συνεργασία καθ' όλη την διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας. Επίσης, θέλω να ευχαριστήσω τα κοντινά μου άτομα, που με στήριξαν όλον αυτόν τον καιρό, με εμπύχωναν και με βοήθησαν. Τέλος, θα ήθελα να αφιερώσω αυτή την εργασία σε εκείνους που με έμαθαν να μην τα παρατάω, στην οικογένειά μου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώνεται στους καθοριστικούς παράγοντες της αθέτησης δανείων των πλατφορμών δανεισμού peer-to-peer και αναλύει αν μπορεί να προβλεφθεί η εξαρτημένη μεταβλητή “αθέτηση”. Τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιούνται για αυτήν την έρευνα είναι 152.542 δάνεια της πλατφόρμας Bondora και 16 μεταβλητές. Η χρονική περίοδος που χρησιμοποιείται είναι από το 2009 έως τα μέσα του 2022 και λαμβάνονται υπόψη μόνο τα ολοκληρωμένα (εξοφλημένα ή αθετημένα) δάνεια. Αυτό θα γίνει χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης για τη μέτρηση της πιθανότητας αθέτησης των δανείων.

Τα κύρια ευρήματα αυτής της έρευνας είναι ότι η ηλικία, το εισόδημα, ο αριθμός προηγούμενων δανείων, το επιτόκιο, η διάρκεια του δανείου, δανειολήπτες που δεν είναι ιδιοκτήτες της οικίας όπου διαμένουν και εκείνοι που δηλώνουν απροσδιόριστο φύλο, σχετίζονται θετικά με την πιθανότητα αθέτησης. Αντίθετα, η μεταβλητή μη-αναδιαρθρωμένο δάνειο, δάνεια με υψηλή πιστοληπτική διαβάθμιση και δανειολήπτες που έχουν βασική ή δευτεροβάθμια εκπαίδευση, έχουν αρνητική συσχέτιση με τον κίνδυνο αθέτησης.

Επιπλέον, εκτελείται μια λογιστική παλινδρόμηση για την πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης δανείου και στην συνέχεια εξετάζεται η προβλεπτική ικανότητα του λογιστικού μοντέλου, μέσω σύγκρισης με ένα μοντέλο μηχανικής εκμάθησης BForest. Με βάση τα μέτρα πρόβλεψης, τον πίνακα σύγκρισης και την καμπύλη ROC, φαίνεται ότι το λογιστικό μοντέλο έχει σχετικά καλή προβλεπτική ικανότητα. Συγκριτικά, ωστόσο, το BForest υπερτερεί στην ακρίβεια πρόβλεψης με ποσοστό 76,38%, έναντι 74,36% του λογιστικού με βάση την καμπύλη ROC.

ABSTRACT

This thesis focuses on the determinants of loan default of peer-to-peer lending platforms and analyzes whether the dependent variable “default” can be predicted. The datasets used for this research are 152,542 Bondora platform loans and 16 variables. The time period used is from 2009 to mid-2022 and only completed (repaid or defaulted) loans are considered. This will be achieved by using a logistic regression model to measure the default probability of loans.

The main findings of this research are that age, income, number of previous loans, interest rate, loan duration, borrowers who do not own the home where they live in and those who state unspecified gender, are positively related to the probability of default. In contrast, the variable non-restructured loan, loans with a high credit rating and borrowers who have basic or secondary education, have a negative correlation with the risk of default.

In addition, a logistic regression is performed to predict the probability of loan default, and then the predictive ability of the logistic model is examined, through a comparison with a BForest machine learning model. Based on the predictive measures, the confusion matrix and the ROC curve, it appears that the logistic model has relatively good predictive ability. Comparatively, however, BForest outperforms in prediction accuracy with 76.38%, versus 74.36% according to the ROC curve.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	ii
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	iii
ABSTRACT	iv
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	v
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	vii
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ	ix
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟΝ ΟΜΟΤΙΜΟ ΔΑΝΕΙΣΜΟ	1
1.1 Εισαγωγή	1
1.2 Σκοπός και Ερευνητικά Ερωτήματα	2
1.3 Δομή	2
1.4 Συνεισφορά στην Βιβλιογραφία	3
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΟΜΟΤΙΜΟΣ ΔΑΝΕΙΣΜΟΣ (P2P)	5
2.1 Το Φαινόμενο του Peer-to-peer Lending	5
2.2 Ο Ορισμός του Peer-to-peer Lending	6
2.3 Οι Πλατφόρμες του Peer-to-Peer Lending	7
2.4 Χαρακτηριστικά και Σύγκριση Επιχειρηματικών Μοντέλων	8
2.4.1 Επιχειρηματικό Μοντέλο 1: Standard P2P Lending	9
2.4.2 Επιχειρηματικό Μοντέλο 2: P2P Lending με Loan Originators	11
2.4.3 Επιχειρηματικό Μοντέλο 3: Bank-funded P2P Lending	15
2.4.4 Επιχειρηματικό Μοντέλο 4: Balance Sheet Lending	15
2.5 Η Αγορά του P2P Lending: Στατιστικά Στοιχεία	16
2.6 Παράγοντες που Επηρέασαν την Ανάπτυξη του P2P Lending	20
2.7 Πλεονεκτήματα του P2P Lending	22
2.8 Μειονεκτήματα του P2P Lending	26
2.9 Peer-to-peer Lending έναντι Μετοχών	30
2.10 Peer-to-peer Lending έναντι Κρυπτονομισμάτων	33
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ	37
3.1 Μακροοικονομικοί Προσδιοριστικοί Παράγοντες	37
3.2 Παράγοντες που Σχετίζονται με τον Δανειολήπτη και το Δάνειο	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	42
4.1 Σύνολο Δεδομένων και Μεταβλητές	42
4.1.1 Εξαρτημένη Μεταβλητή	43
4.1.2 Επεξηγηματικές Μεταβλητές	43
4.2 Περιγραφικά Στατιστική Ανάλυση των Δεδομένων	47
4.2.1 Μονομεταβλητή Ανάλυση	47

4.2.2 Διμεταβλητή Ανάλυση	58
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΟΙΚΟΝΟΜΕΤΡΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	69
5.1 Το Λογιστικό Μοντέλο	69
5.2 Το Μοντέλο Μηχανικής Εκμάθησης (Bootstrap Random Forest)	71
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	73
6.1 Η Εκτίμηση του Λογιστικού Μοντέλου	73
6.1.1 Ανάλυση των Αποτελεσμάτων του Λογιστικού Μοντέλου	74
6.1.2 Υπολογισμός του Λόγου των Πιθανοτήτων	76
6.2 Σύγκριση της Πρόβλεψης των Μοντέλων	77
6.2.1 Μέτρα Πρόβλεψης των Μοντέλων	78
6.2.2 Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix)	79
6.2.3 Καμπύλη ROC (Receiver Operating Characteristic)	81
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ, ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ	83
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	86
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α	92
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β	96
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ	98

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Κατηγορίες πλατφορμών	8
Πίνακας 2: Υπέρ & Κατά: Standard P2P Lending vs. P2P Lending με Loan Originators	14
Πίνακας 3: Μετοχές vs P2P lending	30
Πίνακας 4: Κρυπτονομίσματα vs P2P lending	34
Πίνακας 5: Ποσό Αίτησης Δανείου	47
Πίνακας 6: Ποσό Ληφθέντος Δανείου	48
Πίνακας 7: Διάρκεια Δανείου	48
Πίνακας 8: Επιτόκιο	49
Πίνακας 9: Κατάσταση Δανείου	49
Πίνακας 10: Πιστοληπτική Βαθμολογία	50
Πίνακας 11: Αναδιάρθρωση	51
Πίνακας 12: Επαλήθευση	51
Πίνακας 13: Ηλικία	52
Πίνακας 14: Συνολικό Εισόδημα	53
Πίνακας 15: Συνολικές Υποχρεώσεις	53
Πίνακας 16: Αριθμός Προηγούμενων Δανείων	53
Πίνακας 17: Φύλο	54
Πίνακας 18: Χώρα	55
Πίνακας 19: Εκπαίδευση	55
Πίνακας 20: Καθεστώς Ιδιοκτησίας	56
Πίνακας 21: Νέος Πελάτης	57
Πίνακας 22: Ηλικία-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	58
Πίνακας 23: Ποσό Ληφθέντος Δανείου-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	58
Πίνακας 24: Επιτόκιο-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	59
Πίνακας 25: Διάρκεια Δανείου-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	59
Πίνακας 26: Συνολικό Εισόδημα-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	59
Πίνακας 27: Συνολικές Υποχρεώσεις-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	60
Πίνακας 28: Αριθμός Προηγούμενων Δανείων-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	60
Πίνακας 29: Νέος Πελάτης-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	61
Πίνακας 30: Φύλο-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	62
Πίνακας 31: Χώρα-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	63

Πίνακας 32: Εκπαίδευση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	64
Πίνακας 33: Αναδιάρθρωση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	65
Πίνακας 34: Επαλήθευση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	66
Πίνακας 35: Καθεστώς Ιδιοκτησίας-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	66
Πίνακας 36: Πιστοληπτική Βαθμολογία-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	67
Πίνακας 37: Αποτελέσματα Λογιστικής Παλινδρόμησης	73
Πίνακας 38: Δείγμα Ελέγχου: Μέτρα Πρόβλεψης	79
Πίνακας 39: Πίνακας Σύγκρισης (Αριθμοί), Δείγμα Ελέγχου	80
Πίνακας 40: Πίνακας Σύγκρισης (Ποσοστά), Δείγμα Ελέγχου	80

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1: Επιχειρηματικό Μοντέλο 1- Standard P2P Lending	10
Σχήμα 2: Επιχειρηματικό Μοντέλο 2: P2P Lending με Loan Originators	12
Διάγραμμα 1: Η αγορά του P2P lending, 2021-2030 (σε δισεκατομμύρια δολάρια)	16
Διάγραμμα 2: Μερίδιο αγοράς του P2P lending, με βάση τον τύπο, 2021	17
Διάγραμμα 3: Μερίδιο αγοράς του P2P lending, με βάση την γεωγραφική περιοχή, 2021	18
Διάγραμμα 4: Παγκόσμια αγορά του P2P lending, 2013-2018 (σε δις. δολάρια)	19
Διάγραμμα 5: Παγκόσμια αγορά του P2P lending, 2013-2018 (σε δις. δολάρια), χωρίς την Κίνα	19
Διάγραμμα 6: Κατάσταση Δανείου	49
Διάγραμμα 7: Πιστοληπτική Βαθμολογία	50
Διάγραμμα 8: Αναδιάρθρωση	51
Διάγραμμα 9: Επαλήθευση	52
Διάγραμμα 10: Φύλο	54
Διάγραμμα 11: Χώρα	55
Διάγραμμα 12: Εκπαίδευση	56
Διάγραμμα 13: Καθεστώς Ιδιοκτησίας	57
Διάγραμμα 14: Νέος Πελάτης	57
Διάγραμμα 15: Νέος Πελάτης-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	61
Διάγραμμα 16: Φύλο-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	62
Διάγραμμα 17: Χώρα-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	63
Διάγραμμα 18: Εκπαίδευση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	64
Διάγραμμα 19: Αναδιάρθρωση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	65
Διάγραμμα 20: Επαλήθευση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	66
Διάγραμμα 21: Καθεστώς Ιδιοκτησίας-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	67
Διάγραμμα 22: Πιστοληπτική Βαθμολογία-Εξοφλημένα vs Αθετημένα	68
Διάγραμμα 23: Καμπύλη ROC	82

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟΝ ΟΜΟΤΙΜΟ ΔΑΝΕΙΣΜΟ

1.1 Εισαγωγή

Ο ομότιμος δανεισμός (peer-to-peer lending), γνωστός και ως “P2P”, πήρε διαστάσεις μετά την παγκόσμια οικονομική κρίση του 2008 και ιδίως όταν οι τράπεζες αποφάσισαν να μειώσουν ή ακόμη και να σταματήσουν εντελώς την δανειοδότηση στον οποιοδήποτε. Αυτή η απόφασή τους δημιούργησε την ευκαιρία στην ανοιχτή αγορά να παρέχει νέες εναλλακτικές δυνατότητες χρηματοδότησης. Ήταν η στιγμή που το φαινόμενο του peer-to-peer lending άρχισε να γίνεται ευρέως γνωστό. Στην ίδια κατεύθυνση, η κρίση της πανδημίας του COVID-19 ενίσχυσε αυτό το φαινόμενο (Sindreu, 2020).

Η αγορά του P2P lending πλέον παρουσιάζει μεγάλη άνοδο παγκοσμίως και παρέχει την αναγκαία χρηματοδότηση τόσο σε ιδιώτες, όσο και σε επιχειρήσεις (start-up και προϋπάρχουσες). Από την άλλη, προσφέρει την δυνατότητα στους επενδυτές να λαμβάνουν σταθερές αποδόσεις, με την μορφή συχνών πληρωμών (τόκου ή και του κεφαλαίου σε σύντομο χρονικό διάστημα με δυνατότητα επανεπένδυσης), ενώ μπορεί να είναι πολύ καλό συμπληρωματικό στοιχείο σε πιο παραδοσιακές μορφές επενδύσεων, όπως οι μετοχές και τα ομόλογα. Μέχρι σήμερα, το P2P lending θεωρείται μια εναλλακτική μορφή επένδυσης με προοπτικές να γίνει απαραίτητο σε ένα διαφοροποιημένο επενδυτικό χαρτοφυλάκιο, εξαιτίας των χαμηλών επιτοκίων στις προθεσμιακές καταθέσεις.

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι το peer-to-peer lending, ως εναλλακτική μορφή χρηματοδότησης από την πλευρά των δανειοληπτών, αλλά και των επενδυτών, με ιδιαίτερη βάση στους τελευταίους. Διερευνώνται οι καθοριστικοί παράγοντες της αθέτησης των δανείων σε αυτή τη νέα αγορά δανειοδότησης, ώστε να αποτελέσει αρωγή στην προσπάθεια των επενδυτών να λάβουν σωστές επενδυτικές αποφάσεις. Τέλος, γίνεται πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης (PD) αυτών των δανείων, με δεδομένα της πλατφόρμας Bondora και χρονική περίοδο από το 2009 μέχρι τα μέσα του 2022.

1.2 Σκοπός και Ερευνητικά Ερωτήματα

Η συγκεκριμένη έρευνα εστιάζει στην πλευρά του επενδυτή της P2P lending αγοράς και επομένως εξετάζει τους παράγοντες που θα πρέπει να λάβουν υπόψη, πριν την λήψη των επενδυτικών τους αποφάσεων. Πιο συγκεκριμένα, ο στόχος της εργασίας είναι διπλός:

- (α) Να εξετάσει εμπειρικά τους προσδιοριστικούς παράγοντες της αθέτησης αποπληρωμής των δανείων P2P και
- (β) Να συγκρίνει την ικανότητα πρόβλεψης της αθέτησης πληρωμής δανείου P2P μεταξύ ενός παραδοσιακού παραμετρικού μοντέλου (πχ. δίτιμο λογιστικό μοντέλο) και ενός μοντέλου μηχανικής εκμάθησης (πχ. αλγόριθμος τυχαίου δάσους).

Επομένως η παρούσα έρευνα επιδιώκει να δώσει απαντήσεις στα συγκεκριμένα ερωτήματα:

1. Ποιες χρηματοοικονομικές και άλλες μεταβλητές επηρεάζουν τον κίνδυνο αθέτησης πληρωμής ενός δανείου P2P;
2. Μπορεί να προβλεφθεί ικανοποιητικά η πιθανότητα αθέτησης με βάση αυτούς τους παράγοντες που έχουν βρεθεί;
3. Μπορεί ένας αλγόριθμος που βασίζεται σε έναν υπολογιστή να υπερτερεί του παραδοσιακού λογιστικού μοντέλου όσον αφορά την πρόβλεψη της αθέτησης;

1.3 Δομή

Η παρούσα διπλωματική εργασία ερευνά τους παράγοντες αθέτησης των δανείων μέσω μιας ευρωπαϊκής πλατφόρμας δανεισμού. Το πρώτο κεφάλαιο αποτελείται από την εισαγωγή στην έννοια του P2P lending και περιγράφει το σκοπό της εργασίας, τα ερευνητικά ερωτήματα, την δομή της διπλωματικής εργασίας, καθώς και την συνεισφορά της στη βιβλιογραφία.

Στο δεύτερο κεφάλαιο, γίνεται μια εκτενής θεωρητική ανάλυση της σφαίρας του P2P lending, δίνοντας τον ορισμό του, τα κυρίαρχα χαρακτηριστικά που το διαχωρίζουν από τις

υπόλοιπες εναλλακτικές μεθόδους χρηματοδότησης, καθώς και τα θετικά και αρνητικά στοιχεία του. Επιπλέον, αναλύονται τα διάφορα είδη P2P δανεισμού, με βάση τις πλατφόρμες αλλά και τους τύπους επιχειρηματικών μοντέλων. Θα δούμε στατιστικά στοιχεία για την παγκόσμια αγορά του P2P lending, καθώς και τους λόγους για τους οποίους έχει αναπτυχθεί. Ακόμη, θα το συγκρίνουμε με άλλες εναλλακτικές μορφές επένδυσης, όπως τα κρυπτονομίσματα και οι μετοχές.

Το τρίτο κεφάλαιο αποτελεί την βιβλιογραφική ανασκόπηση αναφορικά με τον P2P δανεισμό και την διερεύνηση των προσδιοριστικών παραγόντων αθέτησης των δανείων. Γίνεται αναφορά σε παρελθοντικές έρευνες που ασχολήθηκαν με το θέμα και το ερεύνησαν από διαφορετικές πλευρές λαμβάνοντας υπόψη είτε μακροοικονομικούς παράγοντες, είτε παράγοντες σχετικά με το δάνειο και τον δανειολήπτη, ώστε να δημιουργήσουμε μια σαφή βάση για την έρευνα που ακολουθεί.

Στην συνέχεια, περνάμε στην εμπειρική μελέτη με το τέταρτο κεφάλαιο, όπου περιγράφονται και αναλύονται τα δεδομένα και οι μεταβλητές. Στα κεφάλαια πέντε και έξι, επιχειρείται πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης των δανείων, μέσω ενός παραδοσιακού μοντέλου, ανάλυση της μεθοδολογίας που χρησιμοποιήθηκε και των αποτελεσμάτων, καθώς και σύγκρισή του με σύγχρονο μοντέλο, ώστε να αξιολογηθεί η προβλεπτική του ικανότητα.

Τέλος, στο κεφάλαιο επτά παρατίθενται τα συμπεράσματα και οι περιορισμοί της έρευνας, ενώ ταυτόχρονα προτείνονται ορισμένα σημεία για περαιτέρω μελέτη και ανάλυση.

1.4 Συνεισφορά στην Βιβλιογραφία

Η μελέτη μας προσφέρει αρκετές συνεισφορές στη βιβλιογραφία. Πρώτον, διαφέρει από τις προηγούμενες, καθώς συγκεντρώνει μεταβλητές διαφορετικών κατηγοριών σε μία έρευνα και πραγματεύεται συνδυαστικά με αυτό, την ικανοποιητική πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης. Συγκαταλέγεται μεταξύ των πρώιμων εμπειρικών ερευνών του P2P lending, εστιάζοντας στην κατανόηση των χρηματοοικονομικών καθοριστικών παραγόντων της αθέτησης των δανείων P2P. Επομένως, συμβάλλει στον αυξανόμενο αριθμό μελετών στη

βιβλιογραφία σχετικά με τον δανεισμό P2P, συμπεριλαμβανομένων των Iyer κ.α. (2016), των Li κ.α. (2020), των Serrano & Cinca κ.α. (2015) και Wei & Lin (2016).

Κατα δευτερον, τα ευρήματα της μελέτης συμβάλλουν σημαντικά στην κατανόηση των επενδυτών σχετικά με τη μέθοδο δανεισμού P2P, επιτρέποντάς τους να διαχειριστούν ρεαλιστικά τις προσδοκίες κινδύνου και απόδοσης. Δεδομένης της παγκόσμιας επέκτασης του κλάδου δανεισμού P2P και του αυξανόμενου ενδιαφέροντος για το θέμα, αυτή η μελέτη έχει σημαντικές επιπτώσεις τόσο για επενδυτές, όσο και για ερευνητές.

Επιπλέον, σε αντίθεση με προηγούμενες μελέτες σχετικά με τον δανεισμό P2P, τα ευρήματα της μελέτης μας φαίνεται να αποδίδουν πιο ισχυρά συμπεράσματα, καθώς η έρευνά μας βασίζεται σε ένα ολοκληρωμένο σύνολο δεδομένων που εκτείνεται σε 13 χρόνια.

Γενικά, τα αποτελέσματά μας συμβάλλουν στην καλύτερη κατανόηση των μηχανισμών του P2P δανεισμού. Οι πιθανοί επενδυτές, ειδικά εκείνοι που επενδύουν σε δάνεια υψηλού κινδύνου, μπορούν να χρησιμοποιήσουν τα ευρήματά μας προς όφελός τους και να διαθέσουν τα χρήματά τους πιο αποτελεσματικά. Ωστόσο, υπάρχουν ακόμα πολλές δυνατότητες για περαιτέρω έρευνα πάνω στον δανεισμό P2P.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΟΜΟΤΙΜΟΣ ΔΑΝΕΙΣΜΟΣ (P2P)

2.1 Το Φαινόμενο του Peer-to-peer Lending

Για την καλύτερη κατανόηση της έννοιας του P2P lending, μπορούμε αρχικά να αναφέρουμε ότι ένα P2P δάνειο είναι αυτό που ορίζει το όνομά του: άνθρωποι που παρακάμπτουν τις τράπεζες και δανείζουν χρήματα μεταξύ τους. Πρόκειται, ουσιαστικά, για μια συμφωνία που φέρνει σε επαφή δύο μέρη, χωρίς την χρήση κάποιου παραδοσιακού χρηματοπιστωτικού συστήματος. Η διαδικασία φιλοξενείται σε on-line πλατφόρμες, που συνδέουν τους δανειστές-επενδυτές με τους δανειολήπτες και πραγματοποιείται παρακάμπτοντας περίπλοκες συμβατικές διεργασίες δανεισμού, απαιτήσεις και ενδιάμεσους. Μπορούμε να το εντάξουμε σε μια από τις μορφές χρηματοδότησης από το πλήθος και πιο συγκεκριμένα στο crowdfunding δανεισμού.

Το P2P lending και η οικογένεια στην οποία ανήκει έχει τις ρίζες της στο μακρινό παρελθόν. Από την στιγμή της εφεύρεσης του χρήματος, άνθρωποι και ιδρύματα που διέθεταν χρήματα (δανειστές) δάνειζαν στους ανθρώπους και τις επιχειρήσεις που τα είχαν ανάγκη (δανειολήπτες). Το P2P lending αντιπροσωπεύει ένα κράμα συλλογικής και άτυπης (εσωτερικής) χρηματοδότησης, δηλαδή χρηματοδότηση από υπάρχουσες κοινωνικές σχέσεις, όπως φίλοι, συγγενείς ή επαγγελματικές σχέσεις. Αυτές οι δύο, είναι έννοιες με επίσης μακρά ιστορία. Ένα διάσημο, σύγχρονο δείγμα συλλογικής χρηματοδότησης αποτελεί η κατασκευή του Αγάλματος της Ελευθερίας, για το οποίο δημιουργήθηκε καμπάνια από αμερικανική εφημερίδα που συγκέντρωσε μικρά ποσά από 160.000 δωρητές με σκοπό την ολοκλήρωση του, καθώς η συνέχισή του δεν ήταν δυνατή από τις κυβερνητικές οικονομικές πηγές (Jonas Schmidt, 2020).

Ωστόσο, με την εκρηκτική ανάπτυξη του ίντερνετ δεν απαιτείται πλέον η ύπαρξη σχέσης μεταξύ επενδυτή και δανειολήπτη, καθώς οι P2P πλατφόρμες έχουν εδραιώσει μια on-line αγορά που χειρίζεται τις μεταξύ τους συναλλαγές. Αυτό το πετυχαίνει λαμβάνοντας

υπόψη χαρακτηριστικά των δανειοληπτών, όπως η πιστοληπτική ικανότητα και ενδεχόμενες εγγυήσεις που θα υποστηρίξουν το δάνειο.

Στο P2P lending μπορούν να επενδύσουν ιδιώτες, θεσμικοί επενδυτές αλλά και τα παραδοσιακά πιστωτικά ιδρύματα, που τελευταία όλο και περισσότερο λαμβάνουν μέρος στην χρηματοδότηση μέσω των πλατφορμών. Οι επενδυτές από την πλευρά τους κερδίζουν έσοδα από τόκους, με επιτόκια ανάλογα του πιστωτικού κινδύνου και των όρων των δανείων που αναλαμβάνουν. Επιπλέον, οι επενδυτές έχουν την δυνατότητα να επιλέξουν σε ποια δάνεια θα συμμετέχουν και σε ορισμένες πλατφόρμες να ρυθμίσουν τις προτιμήσεις τους και τα χρήματά τους να επανεπενδύονται με την βοήθεια του αυτόματου επενδυτή (π.χ. PeerBerry, Mintos, Estateguru).

Αντίστοιχα, μέσω του P2P lending μπορούν να λάβουν κεφάλαια τόσο ιδιώτες όσο και επιχειρήσεις. Οι δυνητικοί δανειολήπτες υπόκεινται σε ένα σύστημα βαθμολόγησης της πιστοληπτικής τους ικανότητας, που ορίζει αν είναι δυνατό να λάβουν την χρηματοδότηση και με ποιους όρους. Κάθε δάνειο αποτελεί ανοιχτή πρόσκληση και διασπάται σε πολλά μικρά κομμάτια, δίνοντας έτσι την δυνατότητα χρηματοδότησης σε διάφορους επενδυτές.

2.2 Ο Ορισμός του Peer-to-peer Lending

Διάφοροι όροι χρησιμοποιούνται εναλλακτικά του peer-to-peer lending, αναλόγως την χώρα και την περιοχή στην οποία βρίσκεται κάποιος. Στην Αμερική αναφέρονται συνήθως σε αυτό ως “marketplace lending”, δηλαδή δανεισμός από την αγορά, ενώ στην Ευρώπη ως “crowdlending”, δηλαδή δανεισμός από το πλήθος. Ωστόσο, παγκοσμίως υπερτερεί ο όρος “peer-to-peer lending”. Ακόμη, σε ακαδημαϊκές έρευνες το συναντάμε και ως “lending-based crowdfunding” ή “debt-based crowdfunding”, δηλαδή χρηματοδότηση από το πλήθος που βασίζεται σε χρέος, όροι που αποδίδονται και σε κάποια άλλα επιχειρηματικά μοντέλα (π.χ. balance sheet lending, mini-bonds).

Το φαινόμενο του P2P lending αναπτύσσεται και εξελίσσεται συνεχώς, κάνοντας έτσι δύσκολο τον ακριβή ορισμό του. Συνεπώς, δεν υπάρχει κάποιος ορισμός ενιαία χρησιμοποιούμενος. Ο Jonas Schmidt, στο άρθρο του, στο site p2pmarketdata.com, προτείνει

έναν ορισμό ο οποίος διαχωρίζει το P2P lending από τις παραδοσιακές μεθόδους χρηματοδότησης και ταυτόχρονα αφήνει χώρο για νέα επιχειρηματικά μοντέλα να ενταχθούν (π.χ. crypto lending).

“Το Peer-to-peer lending είναι ένα είδος crowdfunding, που επιτρέπει στους ιδιώτες και τους θεσμικούς επενδυτές να παρέχουν χρηματοδότηση σε έναν καταναλωτή (φυσικό πρόσωπο) ή επιχείρηση (νομική οντότητα), με την μορφή δανειακής σύμβασης, η οποία περιλαμβάνει την υποχρέωση αποπληρωμής του δανείου, συμπεριλαμβανομένων των τόκων (αν υπάρχουν).”

2.3 Οι Πλατφόρμες του Peer-to-Peer Lending

Οι πλατφόρμες είναι το μέσο στο οποίο πραγματοποιείται όλη η διαδικασία της χρηματοδότησης, ενεργοποιώντας τη διάδραση μεταξύ της ζήτησης (δανειολήπτες) και της προσφοράς (επενδυτές). Η πρώτη διαδικτυακή πλατφόρμα δανεισμού P2P, Zora, ιδρύθηκε το 2004 και κυκλοφόρησε το 2005 στο Ηνωμένο Βασίλειο. Οι ιδρυτές στήριξαν τη στρατηγική της εταιρείας τους σε ένα απλό πρόβλημα: οι δανειολήπτες χρεώνονταν υψηλά επιτόκια δανεισμού και οι επενδυτές λάμβαναν χαμηλές αποδόσεις από τις επενδύσεις τους (Zora, 2016). Αυτό το πρόβλημα θα μπορούσε, κατά την άποψή τους, να λυθεί εύκολα με την αντιστοίχιση δανειοληπτών και επενδυτών απευθείας μέσω μιας διαδικτυακής πλατφόρμας και έτσι ιδρύθηκε η Zora. Έκτοτε, πολλές άλλες πλατφόρμες σε όλο τον κόσμο υιοθέτησαν την ίδια επιχειρηματική ιδέα και εισήλθαν στην αγορά δανεισμού peer-to-peer.

Δύο από τα πιο σημαντικά καθήκοντά τους είναι η εύρεση δανειοληπτών και επενδυτών και ο καθορισμός των κανονισμών και των όρων μεταξύ τους. Επιπλέον, είναι επιφορτισμένες με την διαδικασία έκδοσης του δανείου και ότι αυτό περιλαμβάνει. Τα κύρια έσοδα τους προέρχονται από τα κόστη έκδοσης που επιβαρύνουν τον δανειολήπτη, τους φόρους καθυστερημένων πληρωμών και από άλλα σχετικά με το δάνειο κόστη. Επίσης, σε κάποιες περιπτώσεις η πρόωρη υπαναχώρηση από την πλευρά του επενδυτή δημιουργεί επιπλέον έσοδα για την πλατφόρμα. Ο τρόπος με τον οποίο έχει έσοδα η κάθε πλατφόρμα εξαρτάται από το είδος της και το είδος της επένδυσης.

Η κατηγοριοποίηση των πλατφορμών γίνεται με διάφορους τρόπους και αυτό θα πρέπει να ληφθεί υπόψη από τα ενδιαφερόμενα μέρη αναλόγως με τις ανάγκες και τις προτιμήσεις τους. Οι πιο συνηθισμένες κατηγορίες είναι με βάση τον τύπο του δανειολήπτη, το επιχειρηματικό μοντέλο και την χρήση του δανείου, όπως αποτυπώνεται στον Πίνακα 1.

Πίνακας 1: Κατηγορίες πλατφορμών

Βάση	Κατηγορίες			
Τύπος δανειολήπτη	P2P Consumer Lending – φυσικό πρόσωπο(π.χ. Bondora)	P2P Business Lending – νομική οντότητα (π.χ. Crowdestor)		
Επιχειρηματικό μοντέλο	Standard P2P Lending (π.χ. October)	P2P Lending με Loan Originators (π.χ. Mintos)	Bank-funded P2P Lending	Balance Sheet Lending
Χρήση/Σκοπός δανείου	Real estate/ανέγερση ή ανακαίνιση ακινήτων (π.χ. EstateGuru, Fundrise)	Εκπαίδευση (π.χ. Lendwise, SoFi)	Αγορά αυτοκινήτου	Αγροτικά κ.α.

Επιπλέον, οι τεχνολογικές αλλαγές ανοίγουν τον δρόμο για νέες κατηγοριοποιήσεις και επιχειρηματικά μοντέλα, όπως το crypto lending, δηλαδή P2P lending βασισμένο στο blockchain.

2.4 Χαρακτηριστικά και Σύγκριση Επιχειρηματικών Μοντέλων

Η κατηγοριοποίηση που αφορά τα επιχειρηματικά μοντέλα είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς σχετίζεται με τον αναλαμβανόμενο κίνδυνο από την πλευρά των επενδυτών, αλλά και για τους δανειολήπτες που ζητούν χρηματοδότηση για την επιχείρησή τους ή για κάποιο άλλο σκοπό.

Πριν προχωρήσουμε στην ανάλυση της κάθε κατηγορίας, αναφέρουμε κάποια βασικά στοιχεία ώστε να γίνει πιο κατανοητή η συνολική εικόνα τους. Αρχικά, το standard peer-to-peer lending έχει έναν και μόνο ενδιάμεσο, μεταξύ του δανειολήπτη και του επενδυτή, την πλατφόρμα. Αυτό διευκολύνει την διαφάνεια και την γνώση του σκοπού και της ταυτότητας του δανειολήπτη. Από την άλλη, στο peer-to-peer lending με loan originator, έχουμε δύο ενδιάμεσους, την πλατφόρμα και τον loan originator. Έτσι, γίνεται πιο περίπλοκο και μειώνεται η διαφάνεια για τους επενδυτές του που ακριβώς επενδύουν, καθώς έχουν μόνο τα βασικά στοιχεία στην διάθεσή τους. Τα άλλα δύο μοντέλα, το bank-funded P2P lending και το balance sheet lending, προσιδιάζουν περισσότερο τον παραδοσιακό τραπεζικό δανεισμό και για αυτό αναφέρονται και ως shadow banking, έχοντας ωστόσο κάποια χαρακτηριστικά P2P lending.

Με τον όρο “shadow banking” εννοείται ένας χρηματοοικονομικός ενδιάμεσος που παρέχει υπηρεσίες πίστωσης όπως τα τραπεζικά ιδρύματα, με την διαφορά ότι υπόκειται λιγότερο ή καθόλου στην ίδια νομοθεσία με αυτά. Η δραστηριότητα στην Ευρώπη είναι μειωμένη σε σχέση με την Αμερική. Σύμφωνα με τον ΟΟΣΑ, οι standard peer-to-peer lending πλατφόρμες δεν μπορούν να θεωρηθούν shadow banks επειδή οι επενδυτές είναι αυτοί που αναλαμβάνουν το σύνολο των κινδύνων. Αυτό σημαίνει ότι η χρηματοδότηση δεν έχει χαρακτηριστικά παρόμοια με αυτά των καταθέσεων και οι πλατφόρμες δεν μετασχηματίζουν τον κίνδυνο. Επιπλέον, οι standard P2P lending πλατφόρμες δεν χρησιμοποιούν άμεση ή έμμεση μόχλευση, ούτε είναι επιρρεπείς σε αυτοεκπληρούμενους τραπεζικούς πανικούς (μαζικές αποσύρσεις καταθέσεων που οδηγούν τις τράπεζες σε χρεοκοπία) δίνοντας εγγύηση μετασχηματισμού ληκτότητας ή ρευστότητας.

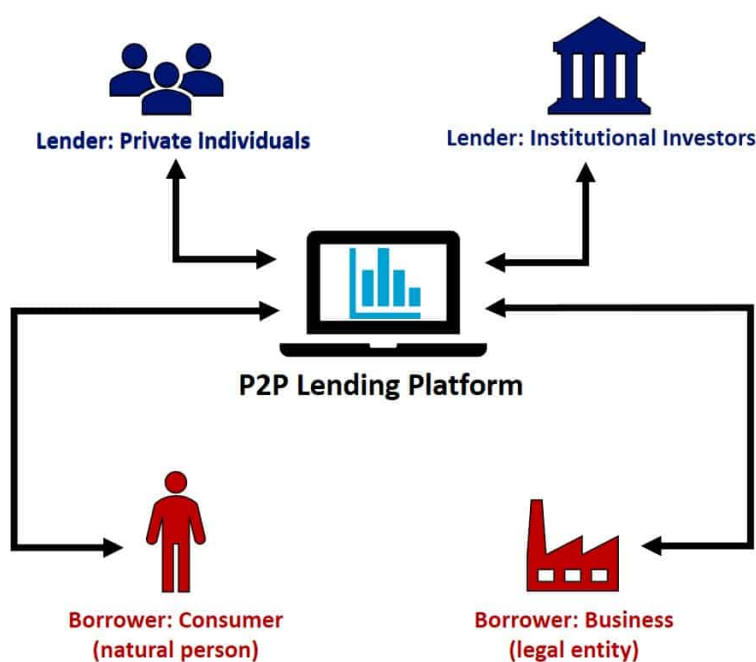
2.4.1 Επιχειρηματικό Μοντέλο 1: Standard P2P Lending

Όπως προαναφέρθηκε, το συγκεκριμένο μοντέλο έχει έναν και μόνο ενδιάμεσο, την πλατφόρμα. Αυτό το κάνει εξαιρετικά απλό και οι ρόλοι που διαδραματίζουν τα τρία είδη συμμετεχόντων είναι:

- Οι επενδυτές (ιδιώτες ή θεσμικοί) επενδύουν το υπερβάλλον εισόδημά τους σε δάνεια της πλατφόρμας και λαμβάνουν πίσω το αρχικό κεφάλαιο και ότι επιπλέον τόκους έχουν ως απόδοση.

- Ο δανειολήπτης (καταναλωτής ή επιχείρηση) λαμβάνει χρηματοδότηση και πληρώνει τους τόκους επί του δανείου που έλαβε.
- Η πλατφόρμα σε αντάλλαγμα ενός φόρου, διαχειρίζεται την όλη διαδικασία, προσελκύει επενδυτές και δανειολήπτες, εκδίδει τα δάνεια, φροντίζει οι δανειολήπτες να πληρώνουν στην ώρα τους, τακτοποιεί τις καθυστερημένες πληρωμές, αναλαμβάνει τους κακοπληρωτές και εξασφαλίζει όσα περισσότερα μπορεί σε περίπτωση χρεοκοπίας του δανειολήπτη ή αδυναμίας αποπληρωμής του δανείου.

Μια απεικόνιση του standard μοντέλου είναι η παρακάτω, στο σχήμα 1.



© P2Pmarketdata.com

Σχήμα 1: Επιχειρηματικό Μοντέλο 1- Standard P2P Lending

Η πλατφόρμα οφείλει να κρατάει την ισορροπία και καλές σχέσεις και με τις δύο πλευρές, καθώς η αποτυχία της σε αυτόν τον τομέα θα της στοιχίσει την λειτουργία της. Αν οι αποδόσεις που προσφέρει στους επενδυτές δεν είναι ικανοποιητικές, τότε αυτοί θα στραφούν αλλού για επένδυση με αποτέλεσμα να μην έχει πλέον τροφοδοσία στα δάνειά της. Από την άλλη, αν δεν μεταχειρίζεται σωστά τους δανειολήπτες ή οι όροι που τους προτείνει είναι υπερβολικά αυστηροί, αυτοί με την σειρά τους θα αναζητήσουν αλλού χρηματοδότηση.

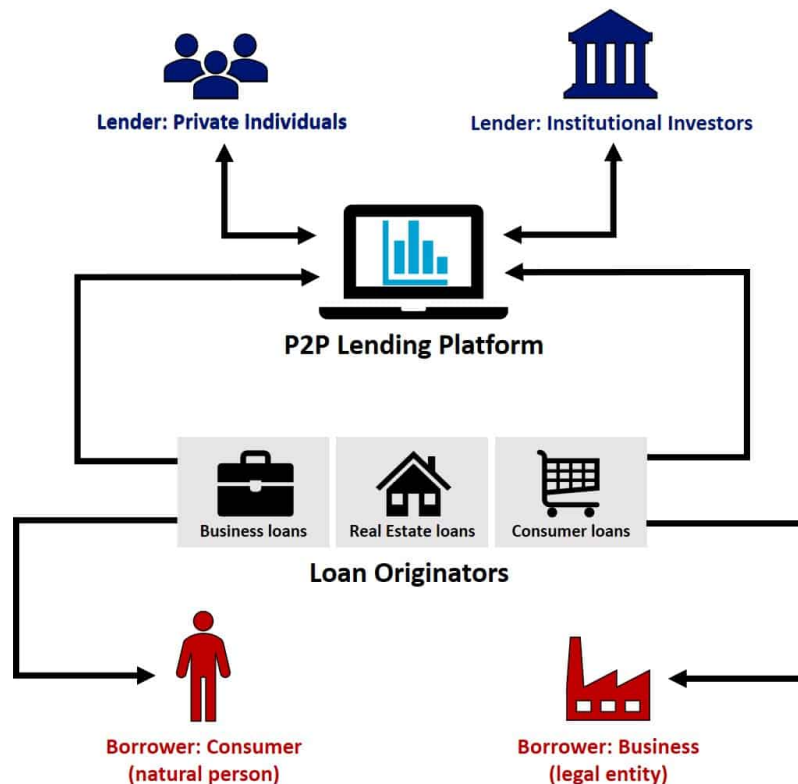
Σε αυτό το P2P lending μοντέλο, ο κίνδυνος του επενδυτή εξαρτάται αποκλειστικά από τον δανειολήπτη. Με άλλα λόγια, σε περίπτωση αδυναμίας αποπληρωμής του δανείου από τον δανειολήπτη, ο επενδυτής μπορεί να χάσει τα χρήματά του. Επομένως, μία πλατφόρμα που χρησιμοποιεί αυτού του είδους το επιχειρηματικό μοντέλο βασίζεται στην θέση της στην αγορά, στην καλή της φήμη και στην αξιοπιστία της να χρηματοδοτεί δάνεια.

2.4.2 Επιχειρηματικό Μοντέλο 2: P2P Lending με Loan Originators

Το δεύτερο μοντέλο περιλαμβάνει ένα επιπλέον επίπεδο, τον loan originator, δηλαδή τον εντολέα του δανείου. Πρόκειται για ένα μη τραπεζικό χρηματοοικονομικό ίδρυμα, που χρησιμοποιεί το μάρκετινγκ για να προσελκύσει δανειολήπτες. Τα κύρια καθήκοντά του περιλαμβάνουν το να πείσει τους δανειολήπτες ότι οι όροι του δανείου είναι ελκυστικοί και η καθοδήγησή τους.

Παραδοσιακά οι loan originators ασχολούνταν με δάνεια που ήταν συνδεδεμένα με υποθήκες, αλλά πλέον συνεργάζονται και με τις P2P lending πλατφόρμες δίνοντας σε αυτές τα δάνεια τους προς χρηματοδότηση. Μέσα από αυτή την συνεργασία οφελούνται και οι πλατφόρμες απ' την πλευρά τους, καθώς έχουν μια σταθερή ροή δανείων προς επένδυση. Η πρώτη P2P lending πλατφόρμα που χρησιμοποίησε loan originator ήταν η Twino, το 2009 και έκτοτε το παράδειγμά της έχουν ακολουθήσει πολλές άλλες πλατφόρμες.

Η απεικόνιση του δεύτερου μοντέλου παρουσιάζεται παρακάτω, στο σχήμα 2.



© P2Pmarketdata.com

Σχήμα 2: Επιχειρηματικό Μοντέλο 2: P2P Lending με Loan Originators

Σε αυτό το μοντέλο, οι loan originator διαχειρίζονται την πλευρά της ζήτησης, παρέχοντας δάνεια στην πλατφόρμα και δίνοντας της έτσι το πλεονέκτημα να επικεντρώσει το μάρκετινγκ της μόνο στην προσφορά, δηλαδή την προσέλκυση επενδυτών. Επομένως, η κύρια διαφορά με το standard p2p lending είναι ότι η έκδοση των δανείων γίνεται εκτός πλατφόρμας. Ένα ακόμη πλεονέκτημα της συνεργασίας με εξωτερική πηγή είναι ότι η πλατφόρμα μπορεί να φιλοξενεί μεγαλύτερο αριθμό δανείων και με μεγαλύτερη ταχύτητα, προσφέροντας έτσι μια πιο σταθερή βραχυπρόθεσμη χρηματοροή σε σχέση με την standard πλατφόρμα. Ωστόσο, το αρνητικό είναι ότι όλη η διαδικασία του δανείου και του αναληφθέντος κινδύνου είναι περισσότερο αδιαφανής για τους επενδυτές.

Σε περίπτωση που ο loan originator παρέχει κακές αποδόσεις, τότε η πλατφόρμα έχει το δικαίωμα να τον αντικαταστήσει. Μπορεί, για παράδειγμα, οι δανειολήπτες που παρέχει ο loan originator επαναλαμβανόμενα να μην αποπληρώνουν τα δάνεια τους. Αυτό συνεπάγεται ότι οι επενδυτές θα χάνουν τα χρήματά τους και η πλατφόρμα θα πρέπει να αντιδράσει γιατί οφείλει να παραμένει αξιόπιστη αν θέλει να συνεχίσει την λειτουργία της.

Προκειμένου να το πετύχουν αυτό, οι πλατφόρμες που χρησιμοποιούν loan originators συμπεριλαμβάνουν στις επενδύσεις τους εγγύηση επαναγοράς (buyback guarantee) ή άλλα ασφαλιστικά προϊόντα. Η εγγύηση επαναγοράς είναι ουσιαστικά μια υπόσχεση από τον loan originator ότι θα επαναγοράσει το δάνειο μετά από μια δεδομένη χρονική περίοδο, συνήθως μεταξύ 30-90 ημέρες καθυστέρησης πληρωμής από τους δανειολήπτες.

Ακόμη, σε ορισμένες πλατφόρμες, όπου δραστηριοποιούνται όμιλοι εταιριών που εκδίδουν δάνεια (loan originators) μπορεί κάποιος να βρει δάνεια με μία επιπλέον βαθμίδα εγγύησης, την group guarantee. Πιο συγκεκριμένα, σε περίπτωση που ένας loan originator αδυνατεί να τηρήσει την buyback guarantee ενός ληξιπρόθεσμου δανείου, αναλαμβάνουν την ευθύνη αποπληρωμής του αρχικού κεφαλαίου μαζί με τους τόκους προς τους επενδυτές, οι υπόλοιποι loan originator του συγκεκριμένου ομίλου. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η Aventus Group, που δραστηριοποιείται στην πλατφόρμα Peerberry, η οποία έχει αναλάβει να αποπληρώσει μέσω των εσόδων της όλα τα ληξιπρόθεσμα δάνεια των τοπικών loan originator (Credit7, Ρωσία και Selfie Credit, Ουκρανία) που προέκυψαν λόγω του πολέμου.

Ένα άλλο είδος εγγύησης είναι το collateral value, που δίνεται συνήθως σε δάνεια real estate ή για παράδειγμα σε αγροτικά δάνεια. Τέτοια δάνεια συνοδεύονται από ενέχυρο είτε με την μορφή γης, είτε με την μορφή μηχανήματος ή οτιδήποτε άλλο που υπερκαλύπτει την αξία του δανείου. Σε περίπτωση αδυναμίας αποπληρωμής του, το ενέχυρο πωλείται ώστε ο επενδυτής να λάβει πλήρως το ποσό που έχει επενδύσει. Επιπλέον, στα στοιχεία τέτοιων δανείων αναφέρεται και ο δείκτης LtV (Loan to Value), ο οποίος περιγράφει τον λόγο του ποσού του δανείου προς την αξία του ενεχύρου. Παράδειγμα πλατφόρμας με αυτή την μορφή εγγύησης είναι η EstateGuru.

Πέρα από τις εγγυήσεις που μπορεί να παρέχουν ορισμένες πλατφόρμες, ένα επιπλέον επίπεδο ασφάλειας αποτελεί η δευτερεύουσα αγορά (Secondary Market). Η επένδυση σε κάποιο δάνειο μέσω μιας πλατφόρμας P2P, γίνεται στα πλαίσια της πρωτεύουσας αγοράς (Primary Market). Το secondary market είναι μια δευτερεύουσα αγορά μέσα στην πλατφόρμα, η οποία επιτρέπει στους επενδυτές να αγοράζουν και να πωλούν ήδη χρηματοδοτημένα δάνεια. Συνήθως, χρησιμοποιείται από επενδυτές οι οποίοι θέλουν να ρευστοποιήσουν άμεσα τις επενδύσεις τους, εξαιτίας μιας δυσμενούς πληροφόρησης για μια συγκεκριμένη γεωγραφική περιοχή (πχ. πόλεμος) ή κάποιας έκτακτης προσωπικής τους ανάγκης.

Παραδείγματα τέτοιων πλατφορμών είναι η Mintos και η EstateGuru. Στην EstateGuru, για παράδειγμα, υπάρχει η δυνατότητα υπαναχώρησης από το συμβόλαιο του δανείου με δύο τρόπους. Πρώτον, μέσω της πώλησης του δανείου σε άλλο επενδυτή και παραχώρηση σε αυτόν των τόκων του δανείου και δεύτερον μέσω της άμεσης υπαναχώρησης του επενδυτή από το δάνειο, το οποίο πραγματοποιείται με την εξαγορά του από την ίδια την πλατφόρμα στο 70% της αξίας της επένδυσης.

Δίνοντας λοιπόν εγγυήσεις, το δεύτερο μοντέλο είναι θεωρητικά ασφαλέστερο από το πρώτο. Ωστόσο, ένας επενδυτής πρέπει να θυμάται ότι ο κίνδυνος που αναλαμβάνει είναι ο δανειολήπτης να μην αποπληρώσει το δάνειο του. Με το δεύτερο μοντέλο, ο κίνδυνος μετατίθεται στον loan originator και κατ' επέκταση ο τελευταίος κινδυνεύει από τους δανειολήπτες. Επομένως, οι πλατφόρμες του δεύτερου μοντέλου έχουν μικρότερα κίνητρα, σε σχέση με του πρώτου, να είναι προσεκτικές με τα δάνεια τους εφόσον αυτό το αναλαμβάνουν οι loan originator. Παρ' όλα αυτά, μεταξύ των πλεονεκτημάτων των δανείων με εγγύηση επαναγοράς, είναι η καλύτερη πρόβλεψη των χρηματοροών και του τόκου που δίνεται ως απόδοση.

Μια σύγκριση μεταξύ των δύο μοντέλων και σύνοψη των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων παρουσιάζεται ακολούθως, στον Πίνακα 2.

Πίνακας 2: Υπέρ & Κατά: Standard P2P Lending vs. P2P Lending με Loan Originators

Πλεονεκτήματα/ Μειονεκτήματα	Standard P2P Lending	P2P Lending with Loan Originators
Πλεονεκτήματα	<ul style="list-style-type: none"> • καλύτερη ποιότητα δανείων • μεγαλύτερη διαφάνεια • απλότητα και αμεσότητα • άμεση επενδυτική διαδικασία (χωρίς loan originator) 	<ul style="list-style-type: none"> • μεγάλος όγκος δανείων • πιο σταθερές βραχυπρόθεσμες χρηματοροές • γρήγορη παροχή του δανείου στον δανειολήπτη • παροχή εγγυήσεων
Μειονεκτήματα	<ul style="list-style-type: none"> • μικρότερος όγκος δανείων • η παροχή του δανείου 	<ul style="list-style-type: none"> • χαμηλότερη ποιότητα δανείων

	<p>απαιτεί χρόνο (ίσως και χρόνια)</p> <ul style="list-style-type: none"> • ασταθής χρηματοροή (μια αδυναμία αποπληρωμής δόσης μπορεί να επηρεάσει το σύνολο του δανείου) 	<ul style="list-style-type: none"> • λιγότερη διαφάνεια • πιο σύνθετη δομή κινδύνου • μείγμα έμμεσης και άμεσης επενδυτικής διαδικασίας • πιθανότητα απώλειας χρημάτων αν ο loan originator χρεοκοπήσει
--	--	---

2.4.3 Επιχειρηματικό Μοντέλο 3: Bank-funded P2P Lending

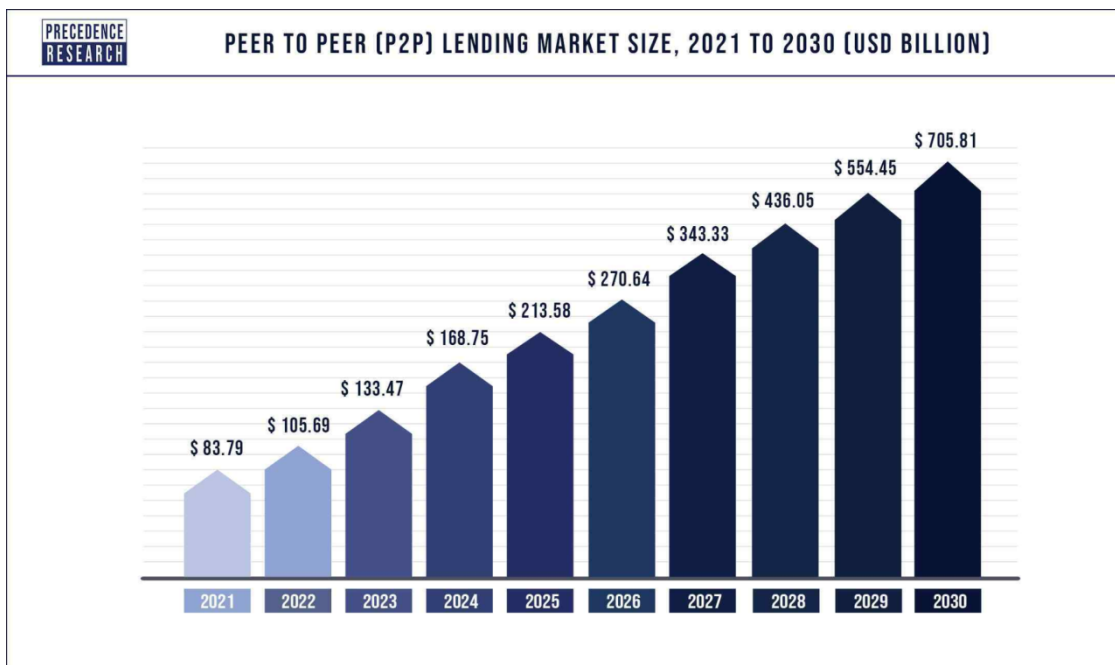
Το τρίτο μοντέλο P2P lending μοιάζει με το standard P2P lending στο ότι η πλατφόρμα είναι αυτή που αντιστοιχεί τους δανειολήπτες με τους επενδυτές. Ωστόσο, το δάνειο εδώ εκδίδεται από μία τράπεζα και επομένως ο δανειολήπτης υπογράφει σύμβαση με τους όρους του δανείου στην τράπεζα. Μόλις η τράπεζα εκδόσει το δάνειο το πουλάει στην πλατφόρμα που το αγοράζει με λεφτά που συγκέντρωσε από επενδυτές. Εφόσον το δάνειο ανήκει πλέον στην πλατφόρμα, ο δανειολήπτης πληρώνει τις δόσεις σε αυτήν και αυτή με την σειρά της στους επενδυτές. Σε αυτή την περίπτωση, όλος ο κίνδυνος αναλαμβάνεται από τους επενδυτές, ενώ η πλατφόρμα και η τράπεζα είναι ενδιάμεσοι χωρίς πιστωτικό κίνδυνο, δηλαδή δεν υπάρχει υποχρέωση αποζημίωσης των επενδυτών σε περίπτωση απωλειών.

2.4.4 Επιχειρηματικό Μοντέλο 4: Balance Sheet Lending

Το τέταρτο P2P lending μοντέλο είναι αυτό που πλησιάζει περισσότερο σε χαρακτηριστικά τον παραδοσιακό τραπεζικό δανεισμό. Στον τραπεζικό ισολογισμό, οι χρηματοδοτήσεις καταχωρούνται ως υποχρεώσεις και τα δάνεια ως περιουσιακά στοιχεία. Αυτό σημαίνει ότι οι τράπεζες αναλαμβάνουν τον πιστωτικό κίνδυνο, ενώ οι καταθέσεις των πελατών εξασφαλίζονται μέχρι ενός σημείου. Με τον ίδιο τρόπο, οι πλατφόρμες που εφαρμόζουν το balance sheet lending εκδίδουν το δάνειο και το κρατάνε στον ισολογισμό τους. Έτσι, αναλαμβάνουν τον πιστωτικό κίνδυνο, αλλά ταυτόχρονα επωφελούνται από τα έξοδα, τους φόρους και τις πληρωμές των τόκων των δανείων.

2.5 Η Αγορά του P2P Lending: Στατιστικά Στοιχεία

Η παγκόσμια αγορά του P2P lending έχει παρουσιάσει αξιοσημείωτους ρυθμούς ανάπτυξης από το 2013, οπότε και ξεκίνησε η συστηματική συλλογή δεδομένων ανά τον κόσμο. Σύμφωνα με έρευνα του παγκόσμιου οργανισμού ερευνών αγοράς Precedence Research, το μέγεθος της παγκόσμιας αγοράς του P2P lending για το 2021 ήταν US\$ 83,79 δισ. και αναμένεται να ξεπεράσει τα US\$ 705,81 δισ. μέχρι το 2030, δεδομένου ετήσιου ρυθμού ανάπτυξης 26,7% από το 2022 ως το 2030 (Διάγραμμα 1).

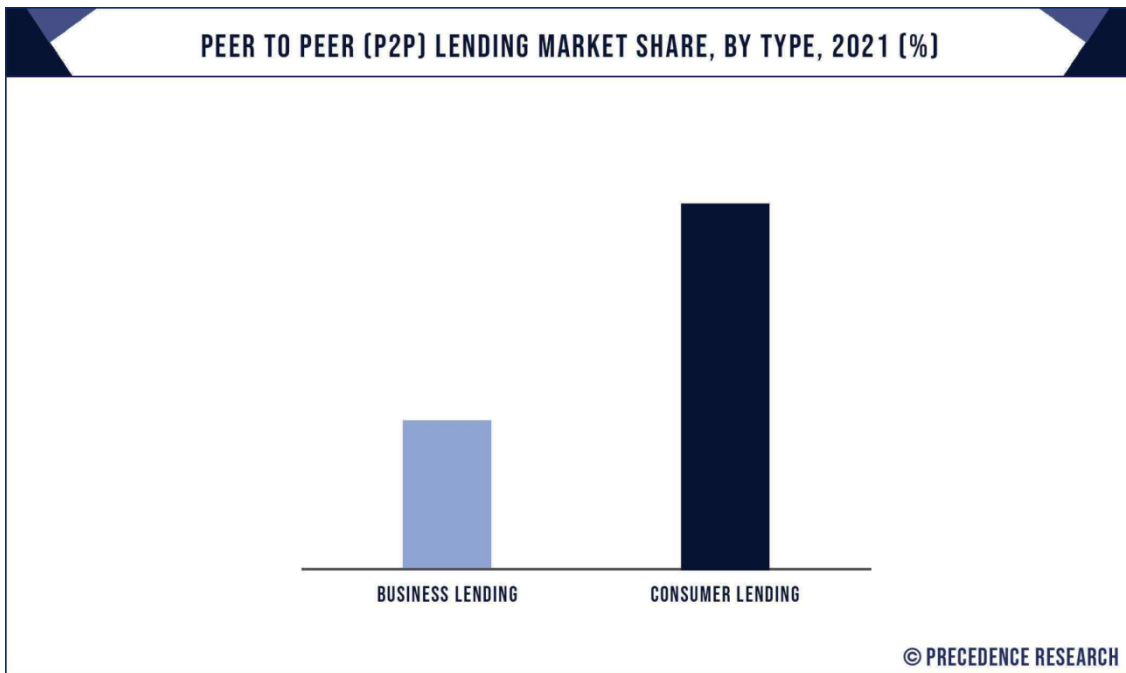


Διάγραμμα 1: Η αγορά του P2P lending, 2021-2030 (σε δισεκατομμύρια δολάρια)

Η έρευνα αυτή παρουσιάζει τα στατιστικά δεδομένα της αγοράς P2P lending για το έτος 2021 με βάση τον τύπο δανείου (καταναλωτικά, επιχειρηματικά), τον τελικό χρήστη (καταναλωτικά, μικρών επιχειρήσεων, φοιτητικά, για αγορά σπιτιού) και την γεωγραφική περιοχή (Βόρεια Αμερική, Λατινική Αμερική, Ευρώπη, Ασία-Ειρηνικός Ωκεανός και Μέση Ανατολή-Αφρική).

Με βάση τον τύπο δανείου, τα καταναλωτικά δάνεια κυριάρχησαν στην αγορά του P2P lending το 2021 (Διάγραμμα 2). Ωστόσο, η έρευνα προβλέπει ότι τα επιχειρηματικά δάνεια θα αυξηθούν ταχέως μέχρι το 2030, λόγω του αυξανόμενου αριθμού μικρομεσαίων

και νεοφυών επιχειρήσεων που δημιουργούν αντίστοιχα ζήτηση για χρηματοδότηση παγκοσμίως.

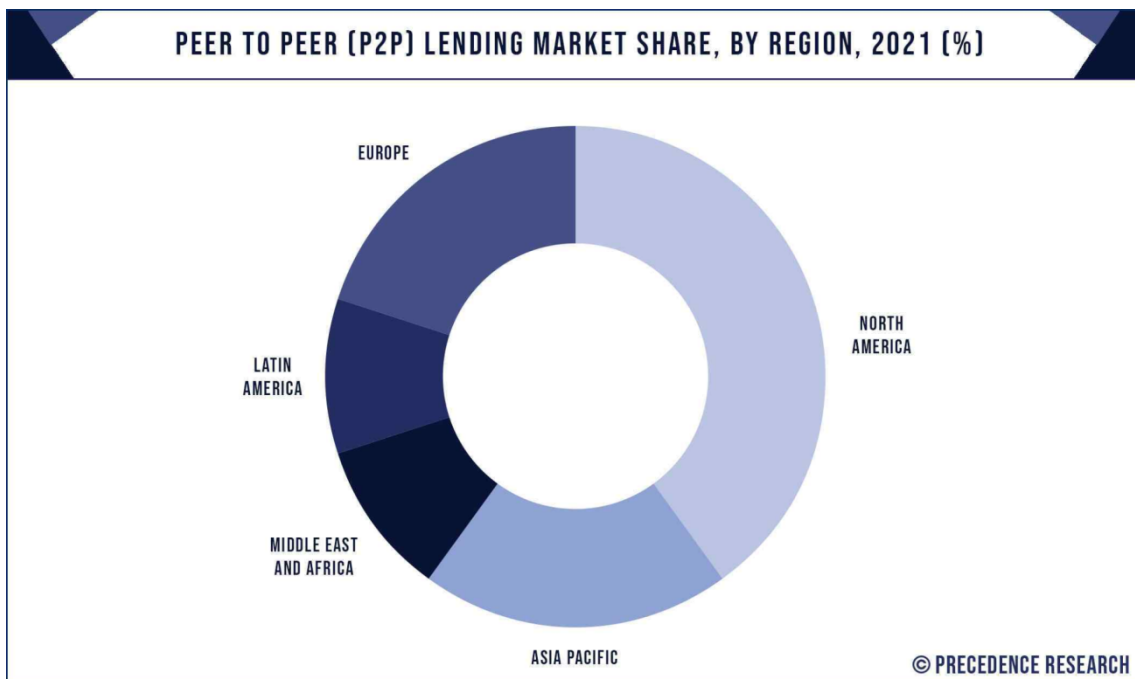


Διάγραμμα 2: Μερίδιο αγοράς του P2P lending, με βάση τον τύπο, 2021 (%)

Με βάση τον τελικό χρήστη, τα καταναλωτικά επίσης κυριάρχησαν στην συγκεκριμένη αγορά για το 2021. Πρόκειται για βραχυπρόθεσμα δάνεια που δίνονται σε μετρητά ή ως πίστωση πωλήσεων και η ανάπτυξή τους οφείλεται στην γενικότερη υιοθέτηση και αποδοχή των καταναλωτικών δανείων μεταξύ των καταναλωτών και των επιχειρήσεων. Από την άλλη, τα φοιτητικά δάνεια είναι το ταχύτερα αναπτυσσόμενο είδος, λόγω του αυξανόμενου αριθμού των φοιτητών παγκοσμίως. Αυτά τα δάνεια βοηθούν τους φοιτητές να πληρώσουν την εκπαίδευση και τα σχετικά έξοδα τους, όπως καθηγητές, δίδακτρα, βιβλία και προμήθειες.

Τέλος, αναφορικά με την γεωγραφική περιοχή, η Βόρεια Αμερική είναι η κυρίαρχος του παιχνιδιού για το έτος 2021 (Διάγραμμα 3). Το γεγονός αυτό αποδίδεται στην αυξανόμενη αποδοχή των P2P lending πλατφορμών και στην υιοθέτηση καινοτόμων τεχνολογιών που αυξάνουν την ζήτηση σε αυτή την γεωγραφική περιοχή. Η περιοχή της Ασίας-Ειρηνικού Ωκεανού αναμένεται να αναπτυχθεί με τον ταχύτερο ρυθμό μέχρι το 2030, με κυρίαρχη την Κίνα. Η πρόβλεψη αυτή βασίζεται στις όλο και περισσότερες μικρομεσαίες επιχειρήσεις που αναδύονται στην περιοχή. Επιπλέον, οι κυβερνήσεις των αναπτυσσόμενων

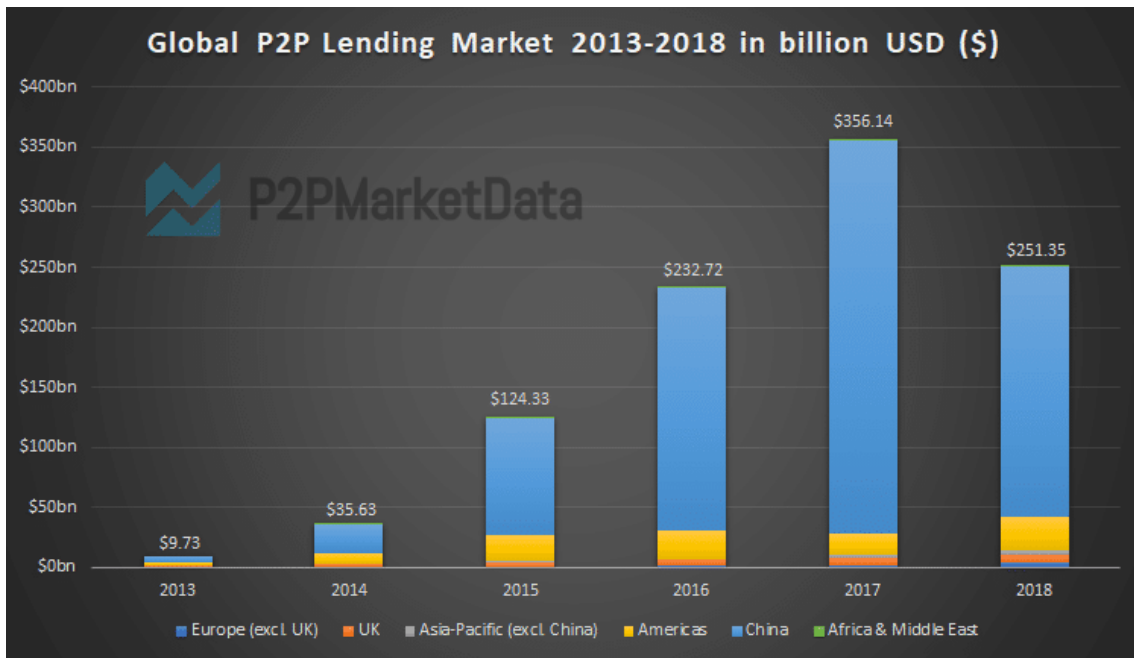
χωρών, όπως η Κίνα και η Ινδία προωθούν συνεχώς τις ακριβότες κοινωνίες με την αντίστοιχη τεχνολογία.



Διάγραμμα 3: Μερίδιο αγοράς του P2P lending, με βάση την γεωγραφική περιοχή, 2021 (%)

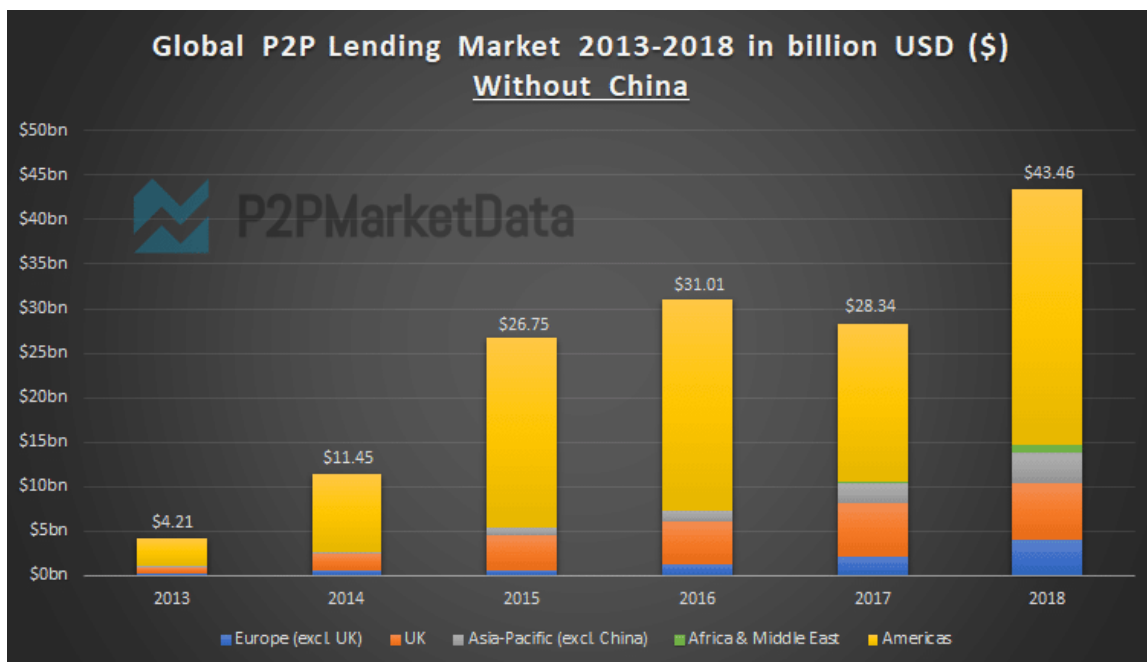
Ωστόσο, η δυναμική αυτή μεταξύ των γεωγραφικών περιοχών διαφοροποιείται συνεχώς. Σε προηγούμενη έρευνα, όπως παρουσιάζεται στο άρθρο του Jonas Schmidt, στο site p2rmarketdata.com και βασίζεται σε στοιχεία του Ιδρύματος ερευνών του Cambridge, μπορούμε να δούμε ότι η Κίνα είχε την μερίδα του λέοντος στην παγκόσμια αγορά του P2P lending κατά το έτος 2017-18. Η πτώση της ήρθε σταδιακά λόγω θεμάτων αξιοπιστίας των δεδομένων της, περιστατικών απάτης και σκανδάλων, καθώς και αusterοποίησης της νομοθεσίας από τις ρυθμιστικές αρχές προκειμένου να καταστείλουν τέτοιου είδους ενέργειες.

Παρακάτω, μπορούμε να δούμε μια εικόνα από την γεωγραφική ανάπτυξη της αγοράς του P2P lending κατά τα έτη 2013-2018 (Διάγραμμα 4).



Διάγραμμα 4: Παγκόσμια αγορά του P2P lending, 2013-2018 (σε δισεκατομμύρια δολάρια)

Αυτό που παρατηρούμε συνολικά είναι ότι παρά την πτώση που σημειώθηκε το 2018, ακολουθείται ένα μοντέλο παρόμοιο με αυτό πολλών νέων αγορών, όπου σταδιακά μειώνεται ο ρυθμός ανάπτυξης όσο αυξάνεται ο όγκος. Αν, ωστόσο, εξαιρέσουμε την Κίνα από το διάγραμμα, τα αποτελέσματα δείχνουν μια συνολική άνοδο (Διάγραμμα 5).



Διάγραμμα 5: Παγκόσμια αγορά του P2P lending, 2013-2018 (σε δισεκατομμύρια δολάρια), χωρίς την Κίνα

Συμπερασματικά, λοιπόν, με εξαίρεση την αρνητική επίδραση της Κίνας στην παγκόσμια αγορά του P2P lending, η τελευταία φαίνεται να έχει προοπτικές ανάπτυξης, καθώς όλοι οι υπόλοιποι παράγοντες λειτουργούν ευεργετικά προς αυτή την κατεύθυνση. Με άλλα λόγια, με σωστή νομοθεσία και διασυννοριακές συναλλαγές, σημαντικές ανεκμετάλλευτες προοπτικές σε διάφορες χώρες και με αυξημένη διάθεση για αποκεντρωμένη χρηματοδότηση (προσφέρει χρηματοοικονομικά μέσα χωρίς να βασίζεται σε μεσάζοντες, όπως χρηματιστηριακές εταιρείες, ανταλλακτήρια ή τράπεζες), το μέλλον του P2P lending μοιάζει φωτεινό.

2.6 Παράγοντες που Επηρέασαν την Ανάπτυξη του P2P Lending

Από θεωρητική πλευρά, σύμφωνα με τον Serrano-Cinca, Gutierrez-Nieto & López-Palacios (2015), η ανάπτυξη που παρουσίασε η αγορά του P2P lending μπορεί να εξηγηθεί μέσα από την θεωρία της ισορροπίας της αγοράς και την θεωρία της χρηματοπιστωτικής διαμεσολάβησης.

Η θεωρία της ισορροπίας της αγοράς υποστηρίζει ότι οι αποτελεσματικές αγορές χαρακτηρίζονται από μια κατάσταση ισορροπίας μεταξύ της προσφοράς και της ζήτησης. Έτσι, οι υποστηρικτές αυτής της θεωρίας ισχυρίζονται ότι πλατφόρμες P2P lending φέρνουν την χρηματοπιστωτική αγορά σε ισορροπία, λύνοντας το πρόβλημα πιστοληπτικής διαβάθμισης που προκύπτει από την ύπαρξη δανειοληπτών, ειδικά σε περιόδους οικονομικής ύφεσης, που δεν λαμβάνουν δάνεια ακόμα κι αν είναι διατεθειμένοι να πληρώσουν υψηλότερα επιτόκια. Από την άλλη πλευρά, η θεωρία της χρηματοπιστωτικής διαμεσολάβησης εστιάζει στο ότι οι πλατφόρμες P2P lending είναι πιο οικονομικά αποδοτικές και έχουν μικρότερα κόστη διαμεσολάβησης από τις τράπεζες, πράγμα που τις κάνει πιο ελκυστικές τόσο στους επενδυτές, όσο και στους δανειολήπτες.

Από μια πιο πρακτική πλευρά, υπάρχουν τέσσερις παράγοντες ζήτησης και προσφοράς που οδήγησαν στην ανάπτυξη του P2P lending, σύμφωνα με έρευνα του Διεθνούς Οργανισμού Εποπτικών Αρχών Κεφαλαιαγοράς (IOSCO):

1. Μειωμένα λειτουργικά κόστη
2. Ανεπαρκώς εξυπηρετούμενα τμήματα αγοράς

3. Χαμηλά επιτόκια καταθέσεων
4. Διαφοροποίηση του κινδύνου

Οι παράγοντες αυτοί αναλύονται στην επόμενη ενότητα καθώς αποτελούν ταυτόχρονα και κάποια από τα πλεονεκτήματα του P2P δανεισμού.

Επιπλέον, μία από τις μεγαλύτερες τάσεις-συνεργασίες της χρηματοοικονομικής τεχνολογίας (fintech) με τις τράπεζες το 2019, συμπεριλάμβανε τις πλατφόρμες P2P lending. Ο ανταγωνισμός από τις πλατφόρμες ανάγκασε τις τράπεζες να προσαρμοστούν για να επιβιώσουν, αυξάνοντας την υιοθέτηση της ψηφιοποίησης στον τραπεζικό τομέα. Η ψηφιοποίηση συμβάλλει στη διενέργεια συναλλαγών με μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα και διαφάνεια. Έτσι, άρχισαν να συνεργάζονται με πλατφόρμες P2P δανεισμού, συμβάλλοντας στην επιπλέον ανάπτυξη της παγκόσμιας σφαίρας του P2P lending.

Ένας άλλος παράγοντας που προέκυψε το 2019 και έχει θετικό αντίκτυπο στην αγορά του P2P lending είναι η πανδημία COVID-19. Οι μεγάλες επιχειρήσεις και οργανισμοί αντιμετώπισαν αρκετά οικονομικά και λειτουργικά προβλήματα μέσα σε αυτό το διάστημα. Οι πλατφόρμες δανεισμού P2P βοηθούν αυτούς τους οργανισμούς να συγκεντρώσουν κεφάλαια για τις δραστηριότητές τους. Επιπλέον, καθώς η ασθένεια του κορονοϊού (COVID-19) συνεχίζει να εξαπλώνεται σε όλο τον κόσμο, ο δανεισμός P2P παρέχει την δυνατότητα δανείων χωρίς εξασφαλίσεις για την κάλυψη των εξόδων θεραπείας.

Ακόμη, παράγοντες όπως η τεχνολογία, η αυξανόμενη ανάπτυξη των υποδομών στους τομείς των κτιρίων και των κατασκευών που οδηγεί σε δάνεια για ακίνητα, καθώς και η αύξηση του αριθμού των φοιτητών που έχουν ανάγκη για εκπαιδευτικά δάνεια, προωθούν επίσης την ανάπτυξη της παγκόσμιας αγοράς δανεισμού από ομοτίμους (P2P).

Ωστόσο, υπάρχουν παράγοντες που εμποδίζουν την ανάπτυξη της παγκόσμιας αγοράς δανεισμού P2P, όπως η νομοθεσία της εκάστοτε χώρας. Αυστηροί κυβερνητικοί κανονισμοί για τις εγκρίσεις δανείων μπορεί να περιορίσουν τον διαθέσιμο αριθμό τους, να θέσουν όρους που αποκλείουν μεγάλο τμήμα των δανειοληπτών ή ακόμη και να μην υπάρχει το κατάλληλο νομοθετικό πλαίσιο για την ύπαρξη συγκεκριμένων επιχειρηματικών οντοτήτων. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα μέρος του επενδεδυμένου κεφαλαίου των επενδυτών να μην επενδύεται (cash

drag). Επομένως, οι επενδυτές θα πρέπει να είναι προσεκτικοί σε ποιες χώρες επιλέγουν να χρηματοδοτήσουν δάνεια.

Τέλος, η έλλειψη γνώσης και ενημέρωσης του επενδυτικού κοινού σχετικά με τον ομότιμο δανεισμό είναι μία ακόμη τροχοπέδη στην παγκόσμια αγορά του P2P lending. Οι άνθρωποι εξακολουθούν να εξαρτώνται από τα παραδοσιακά μέσα και μεθόδους δανεισμού ή επένδυσης και πολλές φορές δεν είναι πρόθυμοι ή φοβούνται να δοκιμάσουν εναλλακτικούς τρόπους. Οι αναπτυσσόμενες και υπανάπτυκτες περιφέρειες δεν διαθέτουν πόρους για την ψηφιοποίηση του τραπεζικού τομέα. Αυτό επίσης περιορίζει την ανάπτυξη της παγκόσμιας αγοράς δανεισμού P2P.

2.7 Πλεονεκτήματα του P2P Lending

Υπάρχουν αρκετά καλοί λόγοι τόσο για τους επενδυτές να εντάξουν τις P2P lending πλατφόρμες στο επενδυτικό τους χαρτοφυλάκιο, όσο και για τους δανειολήπτες να αποφασίσουν να πάρουν δάνειο μέσω αυτής της διαδικασίας.

Οι πλατφόρμες P2P lending λειτουργούν με χαμηλότερα λειτουργικά κόστη σε σύγκριση με τα συμβατικά πιστωτικά ιδρύματα, δημιουργώντας με αυτόν τον τρόπο ένα ελκυστικό περιβάλλον για επενδυτές και δανειολήπτες. Έτσι, οι επενδυτές λαμβάνουν δελεαστικές αποδόσεις σε σχέση με άλλες μορφές επενδύσεων και στους δανειολήπτες προσφέρεται πρόσβαση σε κεφάλαιο, με ανταγωνιστικά επιτόκια και πιο γρήγορη διαδικασία σε σχέση με παρόμοια προϊόντα που προσφέρουν οι τράπεζες. Επιπλέον, σύμφωνα με τον J. Cummins, οι επενδυτές προσελκύονται από την διαφοροποίηση κινδύνου, τα χαμηλότερα συναλλακτικά κόστη και την πρόσβαση στην αγορά, ενώ οι δανειολήπτες από την διαφάνεια και σε ορισμένες περιπτώσεις, από την υπόσχεση για μη εξασφαλισμένα δάνεια.

Πιο αναλυτικά, τα πλεονεκτήματα για τους δανειολήπτες είναι:

1. Χαμηλότερα επιτόκια-έξοδα: Τα επιτόκια στα οποία προσφέρουν δάνεια οι πλατφόρμες είναι συχνά χαμηλότερα από τα αντίστοιχα των τραπεζών. Ιδιαίτερα κάτι τέτοιο ισχύει αν συγκρίνουμε επιτόκια P2P, με αυτά των πιστωτικών καρτών ή των

επαγγελματικών δανείων. Αυτό είναι αποτέλεσμα της χρήσης του διαδικτύου από τις πλατφόρμες, γεγονός που μειώνει το κόστος σε σύγκριση με τις τράπεζες. Ωστόσο, αυτό μπορεί να μην ισχύει σε όλες τις περιπτώσεις, καθώς εξαρτάται από παράγοντες μεταξύ των οποίων είναι το είδος του δανείου ή η πιστοληπτική διαβάθμιση του δανειολήπτη.

2. Εξυπηρέτηση σε ανεπαρκώς εξυπηρετούμενα τμήματα αγοράς: Οι πλατφόρμες P2P μπορεί να δώσουν δάνεια που οι τράπεζες δεν θα χρηματοδοτούσαν. Έτσι, άτομα ή επιχειρήσεις που δεν πληρούν τα κριτήρια των τραπεζών για διάφορους λόγους (π.χ. χαμηλότερη πιστοληπτική διαβάθμιση, επιχειρήσεις που μόλις ιδρύθηκαν κ.α.) λαμβάνουν χρηματοδότηση έστω και με μεγαλύτερο επιτόκιο.

Οι τράπεζες δεν εκδίδουν βραχυπρόθεσμα δάνεια (π.χ. 30 ημερών) και μάλιστα σε τόσο μικρά ποσά όπως οι εταιρείες μικροχρηματοδότησης (π.χ. 50€). Αντίθετα, ενδιαφέρονται να εκδώσουν μεγαλύτερα ποσά, γι' αυτό υπάρχουν οι εταιρείες εναλλακτικής χρηματοδότησης (FinTech). Επομένως, όσοι ενδιαφέρονται για βραχυπρόθεσμα δάνεια δεν απευθύνονται καν στις τράπεζες όταν υπάρχει εναλλακτική λύση για να λάβουν το απαιτούμενο ποσό για σύντομο χρονικό διάστημα μέσω διαδικτύου. Οι δανειστές μικροχρηματοδοτήσεων είναι εταιρείες FinTech που έχουν αναπτύξει ολόκληρη τη διαδικασία εξακρίβωσης και βαθμολόγησης των πελατών στο διαδίκτυο. Οι περισσότεροι βραχυπρόθεσμοι δανειολήπτες είναι νεαρά άτομα που είναι γνώστες της τεχνολογίας και αγαπούν τις γρήγορες διαδικασίες που οι τράπεζες δεν διαθέτουν λόγω της γραφειοκρατίας τους. Οι εταιρείες μικροχρηματοδότησης είναι αδειοδοτημένες και ελεγχόμενες οντότητες και στις περισσότερες περιπτώσεις εποπτευόμενες από τις Κεντρικές Τράπεζες της χώρας.

Ακόμη, σε πολλές χώρες υπάρχει υψηλότερη ζήτηση για χρηματοδότηση σε σύγκριση με την προσφορά, καθώς πολλές νεοφυείς και μικρομεσαίες επιχειρήσεις δεν εξυπηρετούνται επαρκώς από τις τράπεζες. Τέτοιες επιχειρήσεις απαιτούν εναλλακτικές χρηματοδότησης με όσο γίνεται λιγότερα έξοδα και βολικές μεθόδους αποπληρωμής. Αυτό είναι διαδεδομένο στην Κίνα, όπου οι μεγάλες τράπεζες εξυπηρετούν κυρίως μεγάλες επιχειρήσεις, γιατί έχουν πολύ αυστηρές απαιτήσεις.

3. Λιγότερο περιοριστικές: Οι πλατφόρμες P2P δεν έχουν μεγάλους περιορισμούς όσον αφορά τον σκοπό του δανείου. Για παράδειγμα, μπορεί κάποιος να πάρει ένα προσωπικό δάνειο μέσω P2P lending για να ανοίξει μια επιχείρηση, ενώ η τράπεζα να μην χορηγεί τέτοια δάνεια σε καμία περίπτωση. Στην Prosper, μία από τις πρώτες πλατφόρμες που λειτουργεί από το 2005 στην Αμερική, μπορεί κάποιος να χρησιμοποιήσει τα χρήματα του δανείου για ρύθμιση χρέους, ανακαίνιση κατοικίας, για αγορά αυτοκινήτου, ακόμη και για υιοθεσία παιδιού.
4. Ευκολία και ταχύτητα της αίτησης: Ολόκληρη η διαδικασία γίνεται διαδικτυακά, χωρίς την απαίτηση φυσικής παρουσίας, συμπεριλαμβανομένων των υπογραφών και των πιστοποιήσεων ή βεβαιώσεων που μπορούν να σταλούν μέσω e-mail ή να ανέβουν απευθείας σε κατάλληλη εφαρμογή της πλατφόρμας. Επομένως, η δανειοδότηση από την αίτηση μέχρι την απόδοση της μπορεί να ολοκληρωθεί εύκολα και γρήγορα μέσα σε δύο ή τρεις μέρες. Σε αντίθεση, ο τραπεζικός δανεισμός χρειάζεται εβδομάδες ή ακόμη και μήνες από την αίτηση μέχρι την απόδοση του δανείου, ενώ επιπλέον απαιτείται και φυσική παρουσία για τις υπογραφές και τα δικαιολογητικά.
5. Ανωνυμία της διαδικασίας: Οι επενδυτές έχουν πρόσβαση στο δάνειο, το είδος και τα γενικά χαρακτηριστικά του δανειολήπτη, χωρίς να βλέπουν τα προσωπικά στοιχεία του. Με αυτό τον τρόπο, οι δανειολήπτες προστατεύονται χωρίς να φοβούνται ότι θα εκτεθούν σε οποιονδήποτε υπάλληλο τράπεζας που θα ζητήσει πολλές πληροφορίες και στοιχεία κατά την διάρκεια της διαδικασίας δανειοδότησης.

Από την οπτική των επενδυτών, πλεονεκτήματα αποτελούν:

1. Διαφάνεια: Με την έννοια της διαφάνειας εννοούμε ότι στον P2P δανεισμό οι επενδυτές γνωρίζουν σε ποιο project, επιχείρηση ή καταναλωτή (γενικά στοιχεία, όπως φύλο, εθνικότητα κλπ.) δανείζουν τα χρήματα τους. Οι περισσότερες από τις πλατφόρμες παρέχουν στους χρήστες τους κάθε είδους ιστορικά και στατιστικά δεδομένα, επιτρέποντάς τους να κάνουν τη δική τους ανάλυση σχετικά με τις επενδυτικές τους ευκαιρίες. Αντίθετα, δεν υπάρχει καμία διαφάνεια στον τρόπο που χρησιμοποιούν οι τράπεζες τα χρήματα των καταθέσεων.

2. Μειωμένα λειτουργικά κόστη: Τα λειτουργικά κόστη των πλατφορμών P2P lending ελαχιστοποιούνται λόγω της διαδικτυακής φύσης όλων των επιχειρηματικών μοντέλων, που μειώνει το κόστος προσέλκυσης επενδυτών και δανειοληπτών. Ακόμη, η υιοθέτηση πλατφορμών δανεισμού P2P βοηθά στην εξοικονόμηση κόστους εφόσον εξαλείφει την ανάγκη για φυσικές εγκαταστάσεις, συντήρηση και στελέχωση. Ταυτόχρονα, οι επενδυτές μπορούν να χρησιμοποιήσουν αλγορίθμους για να αυτοματοποιήσουν διαδικασίες, όπως τη μέτρηση της πιστοληπτικής ικανότητας και τη διαφοροποίηση των επενδύσεων. Επιπλέον, εφόσον οι πλατφόρμες δεν συμμετέχουν στις επενδυτικές αποφάσεις ούτε συλλέγουν καταθέσεις, όπως οι τράπεζες, τα διαμεσολαβητικά τους κόστη παραμένουν χαμηλά.
3. Υψηλότερες αποδόσεις: Από το ξέσπασμα της οικονομικής κρίσης το 2007-2008, τα χαμηλά (μερικές φορές και αρνητικά) επιτόκια έχουν εδραιωθεί. Το ίδιο ισχύει και για τα κρατικά ομόλογα, πράγμα που οδήγησε τους επενδυτές σε εύρεση άλλων οδών για υψηλότερες αποδόσεις. Το P2P lending αποτελεί μια τέτοια προοπτική, με τις υποσχόμενες αποδόσεις του να κυμαίνονται μεταξύ 7%-17%. Όμως, όπως και σε όλα τα είδη επενδύσεων, οι υψηλότερες αποδόσεις συνδέονται με την ανάληψη μεγαλύτερου κινδύνου.
4. Διαφοροποίηση κινδύνου: Το P2P lending δίνει την δυνατότητα σε μεμονωμένους επενδυτές να επενδύσουν σε δάνεια, κάτι που παλαιότερα ήταν εφικτό μόνο για θεσμικούς επενδυτές. Ανάλογα την P2P πλατφόρμα, οι επενδυτές μπορούν να συμμετέχουν με ό,τι ποσό επιθυμούν στο κάθε δάνειο. Αυτό τους παρέχει μεγάλη διασπορά στο κεφάλαιο τους. Επομένως, το P2P lending μπορεί να είναι μέρος ενός διαφοροποιημένου ως προς τον κίνδυνο επενδυτικού χαρτοφυλακίου.
5. Ελάχιστη απαίτηση χρόνου: Οι επενδυτές που επιλέγουν το P2P lending, εφόσον ενημερωθούν επαρκώς για όλη την διαδικασία και κάνουν τις επιλογές τους με βάση τις ανάγκες τους, αφιερώνουν ελάχιστο επιπλέον χρόνο στις επενδύσεις τους. Αυτό γίνεται διότι οι περισσότερες πλατφόρμες παρέχουν εργαλεία αυτόματης επανεπένδυσης του κεφαλαίου των χρηστών τους (Auto Invest Tools). Ουσιαστικά ενεργοποιούν το εργαλείο αυτόματης επανεπένδυσης της εκάστοτε πλατφόρμας, στήνουν το auto-investing strategy profile τους (πχ δάνεια ορισμένων μόνο χωρών, συγκεκριμένου επιτοκίου, με εγγύηση, στεγαστικά, επιχειρηματικά κ.ο.κ.). Στην

συνέχεια, κάθε φορά που αποπληρώνεται ένα δάνειο και επιστρέφεται το αρχικό κεφάλαιο μαζί με τον τόκο, η πλατφόρμα το επανεπενδύει αυτόματα σε άλλα δάνεια χωρίς να χρειαστεί κάποια επιπλέον ενέργεια από μέρους του επενδυτή. Με αυτό τον τρόπο οι επενδυτές κερδίζουν πολύτιμο χρόνο, καθώς το μόνο που έχουν να κάνουν είναι να επιβλέπουν ότι η όλη διαδικασία λειτουργεί σωστά.

6. Χαμηλό κόστος εισόδου: Στο P2P lending μπορούν να επενδύσουν μικροεπενδυτές που διαθέτουν μόνο πολύ μικρά ποσά, καθώς το όριο επένδυσης που υπάρχει είναι συνήθως πολύ μικρό. Συνήθως, οι πλατφόρμες που φιλοξενούν καταναλωτικά δάνεια έχουν πολύ μικρότερο entry barrier (€10), ενώ αυτές που χρηματοδοτούν Real Estate Projects αρκετά υψηλότερα (€100 έως €500).

2.8 Μειονεκτήματα του P2P Lending

Το P2P lending όπως κάθε μορφή επένδυσης ή δανεισμού, παρουσιάζει ορισμένα σημεία τα οποία θα πρέπει να λάβει υπόψη ένας δυνητικός επενδυτής ή δανειολήπτης. Τα μειονεκτήματα, λοιπόν, του P2P lending είναι:

1. Κίνδυνος μη αποπληρωμής: Στο P2P lending και ιδιαίτερα στο απλό του μοντέλο, όπου δεν υπάρχει loan originator, ο πιστωτικός κίνδυνος και ο κίνδυνος ρευστότητας επιβαρύνουν τον επενδυτή και όχι την πλατφόρμα. Αντίθετα, η τράπεζα εξασφαλίζει τις καταθέσεις μέχρι ένα ορισμένο όριο. Αυτός ο κίνδυνος αντιμετωπίζεται μέχρι ενός σημείου με την σωστή επιλογή πλατφορμών, που θα έχουν τις αντίστοιχες εγγυήσεις σε περίπτωση ληξιπρόθεσμου δανείου και την υψηλή διασπορά του κεφαλαίου σε πολλούς και αξιόπιστους loan originators.

Μπορεί να προκληθεί από χρεοκοπία του δανειολήπτη και τότε χρησιμοποιείται η collateral value ή η buyback guarantee. Μπορεί ακόμη, να προκληθεί από χρεοκοπία του loan originator, οπότε και χρησιμοποιείται η group guarantee εφόσον υπάρχει. Η τρίτη περίπτωση, αν και σπάνια, είναι να χρεοκοπήσει ολόκληρο το P2P lending marketplace, δηλαδή η πλατφόρμα. Τότε το πιο πιθανό είναι η απώλεια του επενδεδυμένου κεφαλαίου σε αυτή και ο μόνος τρόπος αντιμετώπισης

είναι η πρόληψη με σωστή έρευνα και διασπορά του κεφαλαίου. Τέταρτη περίπτωση είναι η πλατφόρμα να είναι απάτη και εδώ επίσης βοηθάει η καλή έρευνα και η διασπορά του κινδύνου για την διάσωση μέρους του κεφαλαίου.

2. Κόστος ευκαιρίας των στάσιμων χρημάτων: Όταν τα χρήματα της επένδυσης απελευθερωθούν από ένα δάνειο, ο επενδυτής θα πρέπει να ψάξει το επόμενο διαθέσιμο και αν αυτό δεν υπάρχει άμεσα τότε τα συγκεκριμένα χρήματα παραμένουν στάσιμα. Για την εξάλειψη αυτού του κινδύνου, καθώς και εξοικονόμηση χρόνου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί το εργαλείο του auto-invest και ο επενδυτής απλά να επιβλέπει την διαδικασία.
3. Χαμηλή ρευστότητα: Ένα από τα μεγαλύτερα μειονεκτήματα του Peer-to-Peer Lending είναι ότι αποτελεί επένδυση χαμηλής ρευστότητας. Ενώ οι μετοχές, τα κρυπτονομίσματα και τα ETFs μπορούν να πωληθούν μέσα σε μερικά λεπτά (υψηλή ρευστότητα), ένα δάνειο, εξ'ορισμού, πρέπει να αποπληρωθεί σύμφωνα με το χρονοδιάγραμμα πληρωμών του. Στην περίπτωση ενός Short Loan η αποπληρωμή θα γίνει μέσα σε μερικές ημέρες ή μήνες, ενώ στην περίπτωση κάποιου στεγαστικού δανείου θα πάρει μερικά χρόνια (ή και δεκαετίες). Αυτό σημαίνει πως το επενδεδυμένο κεφάλαιο θα είναι δεσμευμένο σε αυτό το δάνειο μέχρι να αποπληρωθεί στο 100%. Ένας επενδυτής, ωστόσο, κάνοντας την σωστή επιλογή πλατφορμών μπορεί να ξεπεράσει και αυτόν τον κίνδυνο με σχετικά μικρό κόστος χρησιμοποιώντας το Secondary Market.
4. Απουσία νομοθεσίας: Ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα που αντιμετωπίζει ο κλάδος του fintech γενικότερα, είναι ότι οι κυβερνήσεις και οι ελεγκτικές αρχές συχνά αργούν να εξετάσουν και να εφαρμόσουν πλαίσια λειτουργίας για τις νέες εφαρμογές που αναπτύσσονται. Το γεγονός της μη-ύπαρξης κάποιας ρυθμιστικής αρχής πάνω στο θέμα του P2P Lending έχει δώσει τεράστια ανάπτυξη στον χώρο. Από την μία πλευρά αυτό είναι κάτι το θετικό καθώς βοήθησε στην εύκολη και γρήγορη ανάπτυξη πολλών πλατφορμών και τεράστια άνθηση σε όλο τον κλάδο, features, innovation κ.ο.κ. Από την άλλη, έδωσε την ευκαιρία σε πολλούς απατεώνες να εκμεταλλευτούν την κατάσταση και να προβούν σε απάτες εις βάρος των επενδυτών. Οι πλατφόρμες της Envestio, της Kuetzal και της Grupeer ξεκίνησαν με πολύ καλές κριτικές, συγκέντρωσαν κεφάλαια από επενδυτές και στη συνέχεια, έκλεισαν η κάθε μια

προφασισζόμενη τη δική της δικαιολογία, ενώ οι επενδυτές προσπαθούν ακόμη μέσω της νομικής οδού να διεκδικήσουν τα χρήματα τους πίσω.

Στην Ε.Ε. δεν λειτουργεί ακόμα κάποιο επίσημο καθεστώς ελέγχου των πλατφορμών, ή εγγύησης κεφαλαίου των επενδυτών, όπως ισχύει σήμερα στις ΗΠΑ και την Μ.Βρετανία. Πρόσφατα όμως ψηφίστηκε ο νέος νόμος που θα επιτρέπει για πρώτη φορά και στην Ελλάδα την νόμιμη λειτουργία ανεξάρτητων εταιρειών μικροπιστώσεων, για ποσά έως €25.000 σε εταιρείες και επαγγελματίες. Οι εταιρείες αυτές θα μπορούν να παρέχουν κεφάλαια με περιορισμένους όρους και εξασφαλίσεις, λειτουργώντας κάτω από την επίβλεψη της Τράπεζας της Ελλάδος. Αυτά ισχύουν μόνο για την πλευρά των δανειζομένων, ενώ για τους επενδυτές που ενδιαφέρονται για έναν εναλλακτικό τρόπο να αξιοποιήσουν τα κεφάλαια που ήδη έχουν, οι Ευρωπαϊκές πλατφόρμες P2P lending επιτρέπουν χωρίς πρόβλημα και σε Έλληνες χρήστες να επενδύσουν τα χρήματα τους, σε δάνεια που παρέχουν οι ίδιες ή οι loan originators τους προς τρίτους.

5. Ασύμμετρη πληροφόρηση, δυσμενή επιλογή και ηθικός κίνδυνος: Η έννοια της ασύμμετρης πληροφόρησης, δηλαδή η κατάσταση όπου τα μέρη που συμμετέχουν σε μια οικονομική συναλλαγή δεν διαθέτουν τις ίδιες γνώσεις μεταξύ τους ή τις λεπτομέρειες της συναλλαγής, είναι έντονα παρούσα στην αγορά δανεισμού P2P (Yum, Lee, & Chae, 2012). Παρόλο που παρουσιάζονται στους επενδυτές ορισμένες πληροφορίες σχετικά με τους λόγους για τους οποίους ο δανειολήπτης υποβάλει αίτηση για δάνειο στην αγορά P2P-Lending, στις περισσότερες περιπτώσεις αυτές οι πληροφορίες είναι ελλιπείς. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε δυσμενή επιλογή, δηλαδή την κατάσταση όπου ένα από τα μέρη εμπλέκεται σε μια ανεπιθύμητη συναλλαγή εν αγνοία του, λόγω αυτής της ασύμμετρης πληροφόρησης.

Εξαιτίας της έλλειψης πληροφοριών, σε συνδυασμό με πιθανές λανθασμένες ή παραπλανητικές πληροφορίες (π.χ. ο πραγματικός λόγος για τον οποίο ο δανειστής χρειάζεται χρήματα ή απόκρυψη ορισμένων πληροφοριών για να επιτύχει χαμηλότερο επιτόκιο), οι επενδυτές μπορεί να παραπλανηθούν και να επενδύσουν σε ένα δάνειο στο οποίο κανονικά δεν θα επένδυαν, αν είχαν στην κατοχή τους τις πραγματικές πληροφορίες. Επιπλέον, η ασύμμετρη πληροφόρηση θα μπορούσε να οδηγήσει σε ηθικό κίνδυνο, δηλαδή στην κατάσταση όπου ο δανειολήπτης αλλάζει τη

συμπεριφορά ή τις προθέσεις του μετά τη σύναψη της συμφωνίας, προσθέτοντας κίνδυνο που προηγουμένως δεν υπήρχε ή δεν ήταν γνωστός από το άλλο μέρος. Ως εκ τούτου, οι επενδυτές ενδέχεται να επενδύσουν σε δάνεια που μπορεί ενδεχομένως να βλάψουν το επενδυτικό τους χαρτοφυλάκιο όσον αφορά τη διαφοροποίηση ή το επιθυμητό επίπεδο κινδύνου.

Ο Buchak κ.α. (2018) καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι οι πλατφόρμες P2P δανεισμού είναι περισσότερο ικανές να παρέχουν πιο αξιόπιστους δανειολήπτες σε σύγκριση με τις συμβατικές τράπεζες. Αυτό το πετυχαίνουν εκμεταλλευόμενες τις προβλέψεις πιστοληπτικής διαβάθμισης για να διακρίνουν τους καλούς από τους κακούς δανειολήπτες. Τέτοιες προβλέψεις λαμβάνονται με την εφαρμογή στατιστικών μοντέλων και αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, που έχουν εκπαιδευτεί σε ένα δείγμα παλαιότερων δανειοληπτών για τους οποίους είναι γνωστά πολλά κοινωνικοοικονομικά και δημογραφικά χαρακτηριστικά και παράγοντες συμπεριφοράς.

Ωστόσο, λόγω της έλλειψης κανονιστικών ρυθμίσεων, υπάρχουν αμφιβολίες για την αξιολόγηση των δανειοληπτών, καθώς οι πλατφόρμες συλλέγουν πληροφορίες σχετικά με την αξιοπιστία και με μη παραδοσιακό τρόπο (soft information). Ο όρος αυτός περιλαμβάνει απόψεις, ιδέες, φήμες, οικονομικές προβλέψεις, δηλώσεις για τα μελλοντικά σχέδια της διοίκησης και σχολιασμό της αγοράς. Αυτό μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα να παρέχουν εσφαλμένες πληροφορίες προς τους επενδυτές (Jagtiani & Lemieux, 2018).

Αυτά τα μειονεκτήματα, και ιδιαίτερα η ασύμμετρη πληροφόρηση και οι συνέπειές της, καθιστούν σαφές ότι η επαρκής αξιολόγηση κινδύνου είναι ένα κρίσιμο αλλά δύσκολο στοιχείο στην αγορά δανείων P2P. Οι μεμονωμένοι επενδυτές συχνά δεν διαθέτουν τις απαραίτητες γνώσεις για την κατάλληλη αξιολόγηση του κινδύνου επένδυσης σε δάνεια που προσφέρονται σε πλατφόρμες P2P lending. Επομένως, αυτή η εργασία προσπαθεί να ανακαλύψει σήματα πιθανής αθέτησης δανείων, προσδιορίζοντας τους κύριους καθοριστικούς παράγοντες με βάση τα ιστορικά δεδομένα που παρέχονται από την Bondora.

2.9 Peer-to-peer Lending έναντι Μετοχών

Η σύγκριση του P2P δανεισμού ως μορφή επένδυσης με άλλα πιο παραδοσιακά επενδυτικά μέσα, όπως οι μετοχές, βοηθά τον επενδυτή να πάρει τις κατάλληλες αποφάσεις για το χαρτοφυλάκιο του. Οι επενδύσεις κατηγοριοποιούνται με βάση κοινά χαρακτηριστικά ή κοινή επιβαλλόμενη νομοθεσία. Η επένδυση σε μετοχές ισοδυναμεί με την επένδυση στο μετοχικό κεφάλαιο της εταιρίας και ο επενδυτής γίνεται ουσιαστικά μέτοχος της εταιρίας. Από την άλλη, η επένδυση σε δάνεια P2P, αποτελεί επένδυση σε απαιτήσεις έναντι δανειοληπτών, ουσιαστικά συνάπτοντας σύμβαση δανείου με τον δανειολήπτη, η οποία είναι επίσης γνωστή ως crowdfunding με βάση το χρέος.

Παρακάτω, έχουμε συγκεντρώσει κάποια βασικά χαρακτηριστικά και των δύο επενδυτικών μέσων προς σύγκριση, ώστε να αποκτήσουμε μια πιο αναλυτική εικόνα (Πίνακας 3).

Πίνακας 3: Μετοχές vs P2P lending

Κατηγορία/ Χαρακτηριστικά	Μετοχές	P2P Δάνεια
Μέση Απόδοση	7,5%	9%
Συνήθης Χρηματοροή	Κάθε 3 μήνες ή καθόλου για τις μη μερισματικές μετοχές	Μηνιαία
Απαίτηση σε Κεφάλαιο	Χαμηλή	Χαμηλή
Απαίτηση σε Γνώση	Μέτρια-Υψηλή	Χαμηλή-Μέτρια
Εξασφάλιση	Καμία	Εξαρτάται από την πλατφόρμα και κυμαίνεται από καμία σε buyback, collateral, υποθήκη ή group
Μέσα Κόστη	Κόστη διαμεσολάβησης, αναλογία εξόδων (ETFs) 0,05% - 2%	Κόστη δευτερεύουσας αγοράς 0,85% - 2%, κόστη υπαναχώρησης 1€-2€
Φορολογία	Φόρος κεφαλαιουχικών κερδών, φόρος μερισμάτων	Φόρος κεφαλαιουχικών κερδών, φόρος εισοδήματος

Κατηγορία/ Χαρακτηριστικά	Μετοχές	P2P Δάνεια
Ρευστότητα	Υψηλή	Μέτρια-Υψηλή
Μεταβλητότητα	Μέτρια-Υψηλή	Χαμηλή

Αναφορικά με την απόδοση, στις μετοχές προέρχεται από τα μερίσματα ή αν αυξηθεί η αξία της επιχείρησης. Η απόδοση αυτή δεν είναι προβλέψιμη, η αξία των μετοχών συνηθίζει να επανέρχεται ακόμα και αν έχει ακραίες μεταβολές και η επένδυση αυτού του είδους συνεπάγεται με την κατοχή μέρους της εταιρίας. Όταν, όμως, κάποιος επενδύει σε δάνεια P2P, κερδίζει από τους τόκους τους. Η απόδοση σε αυτή την περίπτωση είναι κυρίως προβλέψιμη, η επένδυση σε δάνεια ισοδυναμεί με απαιτήσεις έναντι του δανειολήπτη και όταν ένα δάνειο γίνει ληξιπρόθεσμο, η απόδοση εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ικανότητα του δανειστή να ανακτήσει το χρέος. Οι πιθανότητες ανάκτησης του χρέους είναι υψηλές αν το δάνειο είναι εξασφαλισμένο με υποθήκη ή κάποια πρόσθετη ασφάλεια. Η πιθανότητα πλήρους ανάκτησης ενός μη εξασφαλισμένου αθετημένου δανείου είναι χαμηλή.

Οι μετοχές μπορούν ενδεχομένως να παρέχουν πολύ υψηλότερες αποδόσεις, ακόμη και πάνω από 20%, ενώ τα δάνεια P2P συνήθως αποδίδουν 11-12% ετησίως. Ωστόσο, από μια άλλη οπτική η απόδοση είναι μεγαλύτερη με τα δάνεια P2P διότι με τις μετοχές, αν και θεωρούνται προϊόντα υψηλότερης απόδοσης, υπάρχει επίσης πολύ μεγαλύτερη πιθανότητα να χαθεί ολόκληρη.

Όσον αφορά την μεταβλητότητα ή αλλιώς τον κίνδυνο, είναι η απρόβλεπτη αλλαγή στις τιμές των μετοχών και παίζει ουσιώδη ρόλο στις επενδύσεις. Μπορεί να επηρεαστεί από πολλούς παράγοντες, όπως οι οικονομικές κρίσεις, οι δημόσιες σχέσεις, οι πολιτικές εξελίξεις και οι αλλαγές στην εθνική οικονομική πολιτική. Το χρηματιστήριο είναι πολύ ασταθές, γεγονός που αυξάνει τις πιθανότητες για υψηλότερες αποδόσεις αλλά και μεγαλύτερες απώλειες. Οι μετοχές, λοιπόν, είναι πιο επιρρεπείς στην μεταβλητότητα της αγοράς λόγω των οικονομικών ειδήσεων, των γεωπολιτικών γεγονότων και των αλλαγών στις χρηματοπιστωτικές αγορές.

Αντίθετα, ο δανεισμός P2P δεν θεωρείται κατηγορία ευμετάβλητων περιουσιακών στοιχείων. Η απόδοση καθορίζεται τη στιγμή της επένδυσης σε ένα δάνειο και η απόδοση της

επένδυσης εξαρτάται από την ικανότητα του δανειολήπτη να αποπληρώσει το δάνειο, καθώς και από την ικανότητα της δανείστριας εταιρείας να εισπράξει το χρέος. Η απόδοση από τα δάνεια P2P είναι πολύ πιο προβλέψιμη υπό κανονικές συνθήκες αγοράς. Εξωτερικοί παράγοντες όπως οι ρυθμιστικές αρχές ή η οικονομική ύφεση των αγορών μπορεί να οδηγήσουν σε υψηλότερα ποσοστά χρεοκοπίας, ωστόσο, τα δάνεια P2P δεν επηρεάζονται τόσο πολύ από τα γεωπολιτικά γεγονότα και τις οικονομικές ειδήσεις. Για τον λόγο αυτό, στις επενδυτικές αποφάσεις του P2P δανεισμού είναι σημαντική η μελέτη της δανείστριας εταιρείας, της διοίκησης και των πρακτικών της.

Σχετικά με την ασφάλεια και την νομοθεσία, οι μετοχές υφίστανται για πάνω από 200 χρόνια και οι εταιρείες ελέγχονται από την Επιτροπή Κεφαλαιαγοράς (SEC) και πολλούς άλλους οργανισμούς, ενώ οι διαμεσολαβητές ελέγχονται από την Ρυθμιστική Αρχή Χρηματοοικονομικής Βιομηχανίας (FINRA). Παρά το γεγονός ότι το P2P lending αναπτύχθηκε ουσιαστικά τα τελευταία 10 με 20 χρόνια, καλύπτεται από τον νόμο αναλόγως την χώρα στην οποία ασκείται. Για παράδειγμα, στο Ηνωμένο Βασίλειο οι πλατφόρμες δανεισμού P2P ελέγχονται από την Αρχή Χρηματοοικονομικής Συμπεριφοράς (FCA) και στη Λιθουανία από την Κεντρική Τράπεζα. Επί του παρόντος, η ΕΕ εργάζεται σε μια ευρωπαϊκή άδεια παροχής υπηρεσιών πληθοχρηματοδότησης, η οποία διανέμεται από τις τοπικές αρχές σε πλατφόρμες που διαθέτουν τα κατάλληλα κριτήρια. Η διαφορά, δηλαδή, είναι ότι στις μετοχές υπάρχει ενιαία νομοθεσία, ενώ στο P2P lending διαφέρει από χώρα σε χώρα.

Σε ό, τι σχετίζεται με τον χρόνο που απαιτείται από έναν επενδυτή να αφιερώσει, ώστε να αποκτήσει τις κατάλληλες γνώσεις, να προχωρήσει στις διαδικασίες επένδυσης και στην συνέχεια να έχει τον έλεγχό τους, εξαρτάται από τον ίδιο. Ορισμένες επιλογές είναι πιο κατάλληλες για αρχάριους, καθώς απαιτούν λιγότερο χρόνο και παρέχουν τη δυνατότητα αυτοματοποίησης της επενδυτικής στρατηγικής. Τα ETFs είναι καταλληλότερα για παθητικούς επενδυτές με μικρές απαιτήσεις χρόνου, καθώς προσφέρουν μεγάλη διαφοροποίηση σε δεκάδες ή και εκατοντάδες εταιρείες. Από την άλλη, η επιλογή μετοχών μπορεί να είναι πολύ χρονοβόρα, καθώς απαιτεί αξιολόγηση αν μια εταιρεία είναι υποτιμημένη ή υπερτιμημένη. Αναλόγως την επενδυτική στρατηγική, οι επενδυτές μπορεί να αφιερώνουν ώρες αναλύοντας διαγράμματα ή πρότυπα προσπαθώντας να προβλέψουν την πορεία της τιμής των μετοχών ή να λαμβάνουν αποφάσεις επηρεασμένοι από το συναίσθημα, με αποτέλεσμα μεγάλες απώλειες. Επιπλέον, στο χρηματιστήριο δεν υπάρχει μεγάλη υποστήριξη ή βοήθεια πέραν των συμβουλών των διαμεσολαβητών.

Αντιθέτως, με την επένδυση στο P2P lending, οι επενδυτές αφιερώνουν αρκετό χρόνο στην αρχή, προκειμένου να ερευνηθούν την διοίκηση και τις πρακτικές των πλατφορμών και των δανειστριών εταιριών, αλλά στην συνέχεια η επενδυτική διαδικασία μπορεί να μπει στον αυτόματο και να χρειάζεται απλώς μια επιτήρηση ότι όλα λειτουργούν ορθά. Ακόμη, οι πλατφόρμες P2P lending προσφέρουν αρκετή βοήθεια σε ό, τι χρειαστεί ο κάθε επενδυτής.

Η δυνατότητα της ρευστότητας είναι μεγάλη στις μετοχές, καθώς ο επενδυτής δύναται να κλείσει την θέση του κατά τις ώρες λειτουργίας του χρηματιστηρίου και να έχει άμεσα τα χρήματά του διαθέσιμα. Στο P2P lending, αυτό εξαρτάται από το είδος του επενδεδυμένου δανείου και τα χαρακτηριστικά της πλατφόρμας. Σε κάποιες δίνεται η επιλογή άμεσης ανάληψης, ενώ σε άλλες υπάρχει το χαρακτηριστικό της δευτερεύουσας αγοράς. Ωστόσο, αν το δάνειο είναι σε κατάσταση “in recovery”, δηλαδή δεν έχει πληρωθεί από τον δανειολήπτη και αναμένεται να προσπαθήσει να ανακτήσει τα χρήματα ο loan originator, τότε μπορεί να χρειαστεί αρκετός χρόνος για να γίνουν διαθέσιμα.

Αναφορικά με την διαφοροποίηση στις μετοχές, επιτυγχάνεται είτε με επένδυση σε αμοιβαία κεφάλαια ή ETFs είτε σε μεμονωμένες μετοχές ακολουθώντας μια στρατηγική. Στο P2P lending τα πράγματα είναι διαφορετικά. Ο επενδυτής μπορεί να επιλέξει δάνεια από διάφορες πλατφόρμες, χώρες και loan originator και να δώσει προσοχή ώστε αυτά να είναι εξασφαλισμένα με εγγυήσεις. Η διαδικασία αυτή γίνεται πιο εύκολη με το εργαλείο του auto-invest, όπου μέσω επιλεγμένων φίλτρων οι επενδύσεις μοιράζονται αυτόματα.

Συμπερασματικά και οι δύο μορφές επένδυσης συνδυαστικά μπορούν να έχουν θέση σε ένα διαφοροποιημένο χαρτοφυλάκιο σε μακροπρόθεσμη βάση. Έγκειται στις προτιμήσεις και τις ανάγκες ρευστότητας του κάθε επενδυτή, η επιλογή της επενδυτικής στρατηγικής και οι απαιτούμενες προσαρμογές της.

2.10 Peer-to-peer Lending έναντι Κρυπτονομισμάτων

Η επένδυση σε κρυπτονομίσματα είναι στην ουσία η αγορά κρυπτονομισμάτων με την ελπίδα ότι η αξία τους θα αυξηθεί, τα αγοράζουμε δηλαδή ως περιουσιακά στοιχεία και όχι ως

νομίσματα. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω ενός χρηματιστή, όπως το Coinbase ή το Bitpanda ή μέσω αγοράς και στην συνέχεια αποθήκευσης σε μονάδα usb ή σκληρό δίσκο (hard wallet).

Ο παρακάτω πίνακας (Πίνακας 4) παρουσιάζει την σύγκριση με βάση κάποια χαρακτηριστικά των δύο επενδύσεων.

Πίνακας 4: Κρυπτονομίσματα vs P2P lending

Κατηγορία/ Χαρακτηριστικά	Κρυπτονομίσματα	P2P Δάνεια
Μέση Απόδοση	100%	9%
Κίνδυνος	Υψηλός	Χαμηλός
Απαίτηση σε γνώση	Μέτρια-Υψηλή	Χαμηλή-Μέτρια
Ρευστότητα	Υψηλή	Μέτρια-Υψηλή

Επειδή η επένδυση σε κρυπτονομίσματα αγγίζει τα όρια του τζόγου, οι πιθανές αποδόσεις που μπορεί να πετύχει κάποιος είναι πολύ υψηλές. Το Bitcoin, για παράδειγμα, ανέβηκε από 13,40\$ ανά κέρμα το 2013, σε περισσότερα από 58.000\$ ανά κέρμα το 2021 – δηλαδή αύξηση 410.347%. Το ίδιο δραματική όμως μπορεί να είναι και η πτώση τους, με αντίστοιχα τεράστιες απώλειες για τους επενδυτές. Στον αντίποδα, η επένδυση σε δάνεια P2P έχει σχετικά σταθερές και προβλεπόμενες αποδόσεις.

Τα κρυπτονομίσματα, λοιπόν, δεν αποτελούν εξαίρεση στον κανόνα ότι πολύ υψηλές αποδόσεις συνδέονται με αντίστοιχα μεγάλο κίνδυνο. Ενώ η μεταβλητότητα των κρυπτονομισμάτων συνδέεται άρρηκτα με τον μεγάλο κίνδυνο που αναλαμβάνουν οι επενδυτές τους, στα δάνεια P2P βρίσκουμε συνήθως ένα μικρό ποσοστό αυτής. Επιπλέον, μπορεί ο κίνδυνος να μην λείπει από το P2P lending, ωστόσο, διαθέτει χαρακτηριστικά, όπως εγγυήσεις διαφόρων ειδών που τον μετριάζουν σε ένα μεγάλο βαθμό.

Από πλευράς απαιτούμενης γνώσης, ένας επενδυτής θα πρέπει να αφιερώνει αρκετό χρόνο ώστε να επενδύει σε εκείνα τα νομίσματα που θεωρεί ότι θα έχουν ανοδική πορεία. Στο P2P lending ο περισσότερος χρόνος σε έρευνα καταναλώνεται στην αρχή καθώς επιλέγει την κατάλληλη για αυτόν πλατφόρμα. Στην συνέχεια, κάνοντας χρήση των παρεχόμενων

εργαλείων, όπως το auto-invest μπορεί να παραμείνει απλά σε μια διαδικασία επίβλεψης του χαρτοφυλακίου του.

Τα κρυπτονομίσματα είναι επενδύσεις υψηλής ρευστότητας, περισσότερο και από τις μετοχές. Οι επενδυτές μπορούν να πουλήσουν τις επενδύσεις τους και να λάβουν τα έσοδα τους την ίδια ημέρα, με την χρήση διαδικτυακών χρηματιστών. Οι επενδύσεις P2P είναι λιγότερο ρευστοποιήσιμες, καθώς τα δάνεια έχουν συγκεκριμένους όρους. Αυτό σημαίνει ότι συχνά εξαρτάται από την πλατφόρμα P2P, καθώς και από τους τύπους δανείων στα οποία επενδύει κάποιος. Επιπλέον, ορισμένες πλατφόρμες έχουν μεγαλύτερη ρευστότητα παρέχοντας το εργαλείο της δευτερεύουσας αγοράς.

Συμπεραίνοντας, οι επενδυτές μπορούν να αποφασίσουν που θα τοποθετήσουν τα χρήματα τους ανάλογα με τους στόχους τους. Αν για παράδειγμα, στοχεύουν σε πρόωρη συνταξιοδότηση με ένα σταθερό εισόδημα, τότε μια καλή επιλογή είναι το P2P lending. Αν προτιμούν γρήγορες αποδόσεις θα πρέπει να δοκιμάσουν την τύχη τους με τα κρυπτονομίσματα. Αν ο στόχος είναι ένα διαφοροποιημένο επενδυτικό χαρτοφυλάκιο, τότε μπορούν να επιλέξουν και τα δύο.

Πέραν, όμως, από τα κρυπτονομίσματα ως ανεξάρτητη μορφή επένδυσης, υπάρχει και το Crypto Lending. Πρόκειται για ένα νέο είδος P2P lending, μια αποκεντρωμένη χρηματοοικονομική υπηρεσία, όπου οι επενδυτές καταθέτουν τα κρυπτονομίσματά τους με αντάλλαγμα πληρωμές τόκων σε είδος ή token (μάρκες) της πλατφόρμας και στην συνέχεια, η πλατφόρμα δανείζει τα κατατεθειμένα κεφάλαια σε δανειολήπτες. Ενδεικτικά παραδείγματα τέτοιων πλατφορμών είναι οι: eToro, Crypto.com και η Uphold. Οι πλατφόρμες μπορεί να είναι είτε κεντρικές, είτε αποκεντρωμένες και οι επενδυτές μπορεί να λάβουν εξαιρετικά υψηλά επιτόκια-αυξημένες ετήσιες αποδόσεις (15% ή περισσότερο), αναλόγως την πλατφόρμα και άλλους παράγοντες. Οι δανειολήπτες εξασφαλίζουν δάνεια σε μετρητά, χρησιμοποιώντας τα κρυπτονομίσματά τους ως εγγύηση. Οι περισσότερες πλατφόρμες δέχονται μόνο συγκεκριμένα κρυπτονομίσματα για εγγύηση (π.χ. Bitcoin (BTC), Ether (ETH), Dash (DASH)).

Το crypto lending μπορεί να είναι μια ελκυστική ευκαιρία τόσο για τους επενδυτές, όσο και για τους δανειολήπτες, αλλά κρύβει εξίσου εγγενώς μεγάλους κινδύνους, καθώς τα δάνεια και τα κατατεθειμένα κεφάλαια ανήκουν στην διαρκώς ασταθή αγορά

κρυπτονομισμάτων. Η πρόσφατη αναταραχή σε αυτή την αγορά ανέδειξε τους τεράστιους κινδύνους που ενέχει ο κλάδος. Σύμφωνα με τον Jae Yang, ιδρυτή του ανταλλακτηρίου κρυπτονομισμάτων Tascen: “Επειδή οι καταθέσεις κρυπτονομισμάτων δεν είναι ασφαλισμένες από κάποια ομοσπονδιακή ασφάλιση, οι επενδυτές κινδυνεύουν να χάσουν τα χρήματά τους αν ο πάροχος της πλατφόρμας καταστεί αφερέγγυος. Τις τελευταίες εβδομάδες, είδαμε αυτόν τον κίνδυνο να πραγματοποιείται με τις πλατφόρμες δανεισμού DeFi (αποκεντρωμένη χρηματοδότηση), όπως οι Celsius, Babel και Vault, που σταμάτησαν τις αναλήψεις λόγω «ακραίων συνθηκών της αγοράς» και οδήγησαν σε μια αλληλουχία προβλημάτων ρευστότητας.”

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

Από την έναρξη της πρώτης πλατφόρμας δανεισμού P2P το 2006, την Zora, έχει πραγματοποιηθεί ένας σημαντικός όγκος ακαδημαϊκής βιβλιογραφίας, με διάφορες ερευνητικές κατευθύνσεις. Πολλές από τις μελέτες επικεντρώνονται στην Prosper, κορυφαία πλατφόρμα δανεισμού P2P των ΗΠΑ, η οποία διαθέτει δημόσια τα δεδομένα της, παρέχοντας τρέχουσες και ιστορικές πληροφορίες σχετικά με τα δάνεια, στο κοινό. Παρακάτω, παρουσιάζεται η βιβλιογραφία που αναφέρεται στους παράγοντες που οδηγούν στην αθέτηση τέτοιων δανείων.

3.1 Μακροοικονομικοί Προσδιοριστικοί Παράγοντες

Οι Nigmonov & Shams (2021), διερεύνησαν την επίδραση της πανδημίας του COVID-19 στο ποσοστό αθέτησης των δανείων P2P. Με δεδομένα από την Mintos διενήργησαν μια λογιστική παλινδρόμηση και τα αποτελέσματα της ανάλυσης έδειξαν ότι η πανδημία έχει σημαντική επίδραση στην πιθανότητα αθέτησης. Συγκεκριμένα, βρήκαν ότι αυτή αυξήθηκε από 56%, σε 79% στην μετά-COVID περίοδο.

Επιπλέον, οι Nigmonov, Shams & Alam (2022), χρησιμοποίησαν το μοντέλο παλινδρόμησης probit για να διερευνήσουν εμπειρικά τους βασικούς μακροοικονομικούς παράγοντες που επηρεάζουν τον κίνδυνο αθέτησης των δανείων P2P. Συγκεντρώνοντας δεδομένα από την πλατφόρμα του Lending Club, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι τα υψηλότερα επιτόκια και ο πληθωρισμός αυξάνουν την πιθανότητα αθέτησης. Σε αυτές τις μεταβλητές βασίστηκαν και παλαιότερες έρευνες, όπως των Bester (1985), Stiglitz και Weiss (1981, 1992), αναφερόμενες φυσικά στον παραδοσιακό τραπεζικό δανεισμό. Τα αποτελέσματά τους ισχύουν και στον ομότιμο δανεισμό (P2P), δηλαδή υψηλότερα επιτόκια και ποσοστά πληθωρισμού συνδέονται θετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο στις P2P πλατφόρμες δανεισμού.

Προηγούμενες μελέτες των Li κ.α. (2020), Chen κ.α. (2019), Wei & Lin (2016), Serrano-Cinca κ.α. (2015), κ.α. εξέτασαν τον αντίκτυπο διαφόρων παραγόντων, όπως οι

αξιολογήσεις δανείων και τα επιτόκια, στην πιθανότητα επιτυχούς χρηματοδότησης και στην συνέχεια αθέτησης δανείων P2P. Πιο συγκεκριμένα, οι Lin & Wei (2016) και οι Meyer κ.α. (2013), ανέλυσαν την αλλαγή που έκανε η πλατφόρμα Prosper στον τρόπο καθορισμού του επιτοκίου, από ολλανδική δημοπρασία (Dutch auction) που ίσχυε μέχρι το 2010, σε μηχανισμό αναρτώμενης τιμής (posted price mechanism). Και οι δύο μελέτες δείχνουν υψηλότερη πιθανότητα χρηματοδότησης που σχετίζεται με επιδείνωση της ποιότητας του δανείου μετά από αυτή την αλλαγή. Επιπλέον, όπως αναφέρουν οι Chen κ.α. (2019), τόσο η διάρκεια του δανείου όσο και τα επιτόκια έχουν θετική σχέση με τον κίνδυνο αθέτησης.

Αναφορά σε μακροοικονομικούς παράγοντες κάνουν και αρκετές μελέτες, όπως των Dyreng κ.α.(2012) και Stiglitz & Weiss (1992), οι οποίες παρέχουν στοιχεία ότι η αθέτηση πληρωμών εξαρτάται, επίσης, από παράγοντες όπως το επιχειρηματικό περιβάλλον, τα δημογραφικά στοιχεία του κράτους και οι οικονομικές συνθήκες της χώρας. Ωστόσο, το έργο των περισσότερων μελετών για τον προσδιορισμό των παραγόντων που οδήγησαν σε αθέτηση περιορίστηκε κυρίως στα χαρακτηριστικά του δανειολήπτη.

3.2 Παράγοντες που Σχετίζονται με τον Δανειολήπτη και το Δάνειο

Οι Chen, Huang & Ye (2019), χρησιμοποιώντας δεδομένα από τη Renrendai, μια κορυφαία πλατφόρμα peer-to-peer δανεισμού στην Κίνα, έδειξαν ότι ο δανεισμός σε γυναίκες δανειολήπτες σχετίζεται με καλύτερη απόδοση δανείου, συμπεριλαμβανομένης χαμηλότερης πιθανότητας αθέτησης, υψηλότερου αναμενόμενου κέρδους και χαμηλότερης αναμενόμενης ζημίας σε σχέση με τους άντρες συνομηλικούς τους. Ωστόσο, παρά την υψηλότερη πιστοληπτική ικανότητα, αυτό δεν ανταποκρίνεται στην επιτυχία της χρηματοδότησης, πράγμα που σημαίνει ότι οι γυναίκες δανειολήπτες πρέπει να αποζημιώσουν τους δανειστές παρέχοντας υψηλότερο επιτόκιο, για να επιτύχουν παρόμοια πιθανότητα χρηματοδότησης. Αυτά τα στοιχεία υπέδειξαν την ύπαρξη ενός χάσματος μεταξύ των φύλων που εισάγει διακρίσεις σε βάρος των γυναικών δανειοληπτών.

Οι Polena & Regner (2018), χρησιμοποιώντας δεδομένα από την πλατφόρμα Lending Club, διαπίστωσαν ότι οι προσδιοριστικοί παράγοντες της αθέτησης των δανείων ήταν η πιστωτική βαθμολογία, ο λόγος χρέους προς εισόδημα (DTI), η χρήση του ανακυκλούμενου

χρέους, ο σκοπός του δανείου, το ετήσιο εισόδημα, η τρέχουσα κατάσταση κατοικίας και η υπερχρέωση. Πιο αναλυτικά κατέληξαν στο ότι ο λόγος χρέους προς εισόδημα και τα δάνεια για ανανεώσιμες πηγές ενέργειας ή μικρές επιχειρήσεις είχαν σημαντικά θετική συσχέτιση με την πιθανότητα αθέτησης, ενώ τα δάνεια με σκοπό την αγορά αυτοκινήτου ή πιστωτική κάρτα, αλλά και το ετήσιο εισόδημα έχουν αρνητική σχέση.

Την πλατφόρμα του Lending Club χρησιμοποίησαν και οι Emekter, Tu, Jirasakuldech & Lu (2015), Serrano-Cinca, Gutiérrez-Nieto, & López-Palacios (2015), καταλήγοντας στις ίδιες μεταβλητές, αλλά επιπλέον, διαπίστωσαν ότι το τρέχον υψηλότερο επιτόκιο για τους πιο ριψοκίνδυνους δανειολήπτες δεν είναι αρκετά σημαντικό για να δικαιολογήσει την υψηλότερη πιθανότητα αθέτησης. Ένα άλλο εύρημα ήταν ότι η πιστωτική βαθμολογία είναι ο πιο προσδιοριστικός παράγοντας αθέτησης δανείων (Serrano-Cinca, 2015). Ακόμη, οι Jin & Zhu (2015) αναφέρουν ότι η διάρκεια του δανείου, το ετήσιο εισόδημα, το ποσό του δανείου, το DTI και το πιστωτικό επιτόκιο είναι σημαντικές μεταβλητές που αναφέρονται στην πρόβλεψη της αθέτησης. Επιπρόσθετα, οι Lin κ.α. (2017) ανακάλυψαν ότι το μορφωτικό επίπεδο και εργασιακή εμπειρία έχουν σημαντική επίδραση στον κίνδυνο αθέτησης υποχρεώσεων. Τόσο η εργασία για μεγαλύτερη περίοδο, όσο και η τριτοβάθμια εκπαίδευση έχουν μικρότερη πιθανότητα αθέτησης των δανειακών υποχρεώσεων.

Οι Duarte, Siegel, & Young (2012) που ασχολήθηκαν μεταξύ άλλων με την συχνότητα που οι δανειολήπτες λαμβάνουν δάνεια, συμπεραίνουν ότι αυτή συνδέεται θετικά με την αξιοπιστία τους, την πιστοληπτική βαθμολογία τους και αρνητικά με τον κίνδυνο αθέτησης, καθώς επίσης μειώνει το επιτόκιο που λαμβάνουν τα δάνειά τους. Ακόμη, ερευνώντας τον ρόλο που διαδραματίζει η εμφάνιση των δανειοληπτών στην επιτυχή τους χρηματοδότηση, αλλά και μετέπειτα στην αθέτηση των πληρωμών εκ μέρους τους, διαπίστωσαν ότι οι δανειολήπτες που φαίνονται πιο αξιόπιστοι έχουν μεγαλύτερες πιθανότητες να χρηματοδοτηθούν τα δάνειά τους. Επιπλέον, έχουν όντως καλύτερες πιστωτικές βαθμολογίες και λιγότερο συχνά οδηγούνται σε αθέτηση. Συνολικά, τα ευρήματά τους υποδήλωναν ότι οι εντυπώσεις των επενδυτών σχετικά με την φαινομενική αξιοπιστία των δανειοληπτών έχουν σημασία στις χρηματοοικονομικές συναλλαγές, καθώς προβλέπουν τη συμπεριφορά του επενδυτή, αλλά και του δανειολήπτη.

Δεδομένου ότι η αγορά Peer-to-Peer βασίζεται στην ικανότητα του επενδυτή να εκτιμήσει την πιστοληπτική ικανότητα ενός δανειολήπτη, η ασυμμετρία πληροφοριών έχει

μεγάλη επιρροή στην αθέτηση του δανείου (Yum, Lee, & Chae, 2012 και Lin, Prabhala, & Viswanathan, 2013). Οι τελευταίοι, λοιπόν, διερεύνησαν τις επιπτώσεις των φιλιών και της ασυμμετρίας πληροφοριών στην αγορά δανεισμού P2P, χρησιμοποιώντας δεδομένα από την Prosper. Οι παραδοσιακοί χρηματοοικονομικοί μεσάζοντες ήταν η λύση στο πρόβλημα με την ασυμμετρία πληροφοριών, αλλά σε αυτόν τον ψηφιακό κόσμο των συναλλαγών δανείων ο δανειολήπτης γίνεται ακόμη πιο ανώνυμος. Διαπιστώνουν ότι η φιλία είναι ένας δείκτης που καθιστά πιο πιθανό να δημιουργήσει ισχυρότερα κίνητρα για αποπληρωμή σε περίπτωση αθέτησης και να κάνει καλύτερη εκτίμηση της πιστοληπτικής ικανότητας.

Οι Iyer κ.α. (2009) κατέληξαν ότι οι επενδυτές στην Prosper αποφαινόμενοι για την πιστοληπτική ικανότητα του δανειολήπτη κυρίως με βάση “σκληρές πληροφορίες”(hard information), δηλαδή πληροφορίες που ποσοτικοποιούνται εύκολα, όπως η πιστοληπτική βαθμολογία. Συνολικά, συμπέραναν ότι οι δανειστές μπορούν να μειώσουν την πιθανότητα αθέτησης, αλλά ότι αυτό το συμπέρασμα είναι ανεπαρκές. Αργότερα, όμως, οι Iyer κ.α. (2014), ανέλυσαν τα κείμενα περιγραφής δανείων, με δεδομένα της Prosper και αποκάλυψαν ότι “soft” πληροφορίες, όπως ο δηλωθέν σκοπός του δανείου ή χαρακτηριστικά του κειμένου σχετίζονται με την πιθανότητα αθέτησης.

Επιπλέον, οι Iyer, Ijaz Khwaja, Luttmer, & Shue (2015) διερεύνησαν τις αποφάσεις που λαμβάνουν οι επενδυτές με βάση “μαλακές πληροφορίες” (soft information), όπως απόψεις, ιδέες, φήμες, οικονομικές προβλέψεις, δηλώσεις για τα μελλοντικά σχέδια της διοίκησης και σχολιασμός της αγοράς, που είναι διαθέσιμες στις πλατφόρμες peer-to-peer. Με βάση αυτές, οι επενδυτές ήταν σε θέση να προβλέψουν την αθέτηση των δανείων με μεγαλύτερη ακρίβεια από την πιστωτική βαθμολογία που δημοσιεύεται ως “σκληρή πληροφορία” (hard information) από την Prosper. Αυτό δείχνει ότι οι μεμονωμένοι επενδυτές είναι σε θέση να χειριστούν τις πληροφορίες που δεν είναι ποσοτικοποιημένες και που προηγουμένως θεωρούνταν καθήκον των χρηματοπιστωτικών διαμεσολαβητών. Επιπλέον, οι Gao & Lin (2013) ισχυρίστηκαν ότι μια ευανάγνωστη αίτηση δανείου, σε συνδυασμό με ένα θετικό συναίσθημα και πολλά στοιχεία εξαπάτησης σχετίζονται με την πιθανότητα αθέτησης στην Prosper.

Ωστόσο, ο παράγοντας των πληροφοριών φαίνεται να είναι αμφιλεγόμενος, σύμφωνα με τους Dorfleitner κ.α. (2016). Οι ερευνητές μελετώντας δύο κυρίαρχες Ευρωπαϊκές πλατφόρμες από την Γερμανία, την Smava και την Auxmoney, αναφέρουν ότι οι “soft

information” παίζουν σχετικά ασήμαντο ρόλο στην πιθανότητα αθέτησης για την πρώτη πλατφόρμα. Στην Smava, οι επενδυτές βασίζονται περισσότερο στις “hard information” όπως οι βαθμολογίες φερεγγυότητας και κυρίως τα επιτόκια. Αντίθετα, στην Auxmoney, στην οποία δεν είναι απαραίτητη η πιστωτική βαθμολογία των δανειοληπτών και μόνο ένα μικρό μέρος των δανείων είναι εξασφαλισμένο, πολλές “soft” πληροφορίες σχετικά με το κείμενο στην περιγραφή αποτελούν σημαντικές μεταβλητές στις παλινδρομήσεις πιθανότητας χρηματοδότησης, ενώ μόνο λίγες από αυτές επηρεάζουν τις παλινδρομήσεις αθέτησης. Συμπερασματικά, οι επενδυτές φαίνεται να είναι σε θέση να εντοπίσουν φερέγγυους δανειολήπτες με τη βοήθεια “μαλακών πληροφοριών” ακόμη αν και δεν παρέχονται “σκληρά στοιχεία”, όπως οι πιστωτικές βαθμολογίες. Ωστόσο, αν η πλατφόρμα απαιτεί γενικά “hard information” ορισμένης ποιότητας, τότε οι “soft information” διαδραματίζουν δευτερεύοντα ρόλο.

Άλλες μελέτες επικεντρώθηκαν στην «συμπεριφορά της αγέλης» (Herding behaviour) (Lee κ.α., 2012), στην «μεροληψία τοποθεσίας» (Home bias) (Lin & Viswanathan, 2016) και στην εμπιστοσύνη (Greiner & Wang, 2010) για να εξηγήσουν τις πιθανότητες αθέτησης των P2P δανείων. Επιπλέον, ένα άλλο χαρακτηριστικό του δανεισμού P2P είναι η χρήση των κοινωνικών δικτύων. Οι δανειολήπτες μπορούν να δημιουργήσουν συνεργασίες με άλλους ή να σχηματίσουν κοινοτικές ομάδες. Ωστόσο, αυτός ο όρος είναι ετερογενής, επειδή οι φίλοι ή οι ομάδες της κοινότητας, δυστυχώς, δεν αναφέρονται πάντα ή ανιχνεύονται (Freedman & Jin, 2017). Αναφορικά με τα κοινωνικά δίκτυα, οι Ge, Feng, Gu & Zhang (2017), μελέτησαν την προγνωστική δύναμη των αυτοαποκαλυπτόμενων πληροφοριών από τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης των δανειοληπτών και προσδιόρισαν την κοινωνική αποτροπή ως έναν νέο παράγοντα που σχετίζεται με την πιθανότητα αθέτησης. Τα αποτελέσματά τους υποδεικνύουν ότι οι κοινωνικές πληροφορίες των δανειοληπτών μπορούν να χρησιμοποιηθούν όχι μόνο για τον έλεγχο πιστώσεων, αλλά και για τη μείωση αθέτησης πληρωμών και την είσπραξη χρεών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

4.1 Σύνολο Δεδομένων και Μεταβλητές

Στόχος της παρούσας εργασίας είναι να αναπτύξει ένα μοντέλο που να συσχετίζει την πιθανότητα αθέτησης υποχρεώσεων ενός δανειολήπτη με ορισμένες χρηματοοικονομικές μεταβλητές. Αυτό μας δίνει τη δυνατότητα να εντοπίσουμε τους κύριους καθοριστικούς παράγοντες της αθέτησης δανείων στην αγορά P2P Lending.

Τα δεδομένα των δανείων για την παρούσα έρευνα έχουν εξαχθεί από τον ιστότοπο της Bondora (<https://www.bondora.com/el/public-reports> , πρόσβαση στις 25-7-2022). Η Bondora είναι μία πλατφόρμα P2P lending με βάση την Εσθονία και προσφέρει τις υπηρεσίες της σε όλη την Ευρώπη. Ωστόσο, οι δανειολήπτες προέρχονται μόνο από τέσσερις χώρες: Ισπανία, Εσθονία, Σλοβακία και Φινλανδία. Η Bondora προσφέρει τρεις διαφορετικούς τύπους επενδυτικών προϊόντων: Portfolio Manager, Go and Grow και Portfolio Pro, τα προϊόντα διαφέρουν ως προς τις δυνατότητες εξατομίκευσης που προσφέρουν στον επενδυτή.

Το αρχικό σύνολο δεδομένων περιελάμβανε 112 μεταβλητές και 246.838 δάνεια, όμως οι περισσότερες μεταβλητές απορρίφθηκαν λόγω έλλειψης συνάφειας με το αντικείμενο της παρούσας έρευνας. Επίσης, αφαιρέθηκαν οι μεταβλητές που δεν είχαν επαρκείς παρατηρήσεις ή περιείχαν περισσότερες από 50% ελλείπουσες τιμές. Στη συνέχεια στις εναπομείνουσες αριθμητικές μεταβλητές πραγματοποιήθηκε απόρριψη των υπερβολικών τιμών¹ (outliers). Επομένως το τελικό σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα έρευνα αποτελείται από 152.542 παρατηρήσεις και 16 μεταβλητές. Αυτές οι μεταβλητές θα περιγραφούν αναλυτικότερα στις παραγράφους που ακολουθούν. Επιπλέον, η χρονική περίοδος των δεδομένων είναι από το 2009 - μέσα 2022.

¹ Υπερβολικές τιμές χαρακτηρίστηκαν οι τιμές που ήταν εκτός του συνόλου (min., max.). Όπου $min. = Q_1 - 6 \cdot IQ$, $max. = Q_3 + 6 \cdot IQ$, Q_1 , Q_3 , το πρώτο και τρίτο τεταρτημόριο αντίστοιχα και IQ , το ενδοτεταρτημοριακό εύρος.

4.1.1 Εξαρτημένη Μεταβλητή

Στην παρούσα έρευνα η αθέτηση εξόφλησης του δανείου είναι η εξαρτημένη μεταβλητή. Έτσι, στο δείγμα κάθε δάνειο θα πρέπει να βρίσκεται αποκλειστικά σε ένα από τα δύο αμοιβαίως αποκλειόμενα σύνολα δανείων: το σύνολο των αθετημένων δανείων και το σύνολο των πλήρως εξοφλημένων δανείων. Ωστόσο, για να καταστεί αυτό εφικτό έπρεπε να αφαιρεθούν τα δάνεια των οποίων η έκβαση δεν ήταν σίγουρη. Επομένως, τα δάνεια που εξυπηρετούνται κανονικά (current) απορρίφθηκαν από το αρχικό δείγμα των παρατηρήσεων.

Η εξαρτημένη μεταβλητή στο τελικό δείγμα των παρατηρήσεων είναι η κατάσταση του δανείου κατά τη λήξη του. Μπορεί να είναι είτε εξοφλημένο, που σημαίνει ότι όλες οι οικονομικές υποχρεώσεις έχουν εκπληρωθεί πλήρως, είτε αθετημένο, που σημαίνει ότι ο δανειολήπτης έχει αθετήσει τις υποχρεώσεις του και φυσικά δεν υπάρχει προσδοκία περαιτέρω πληρωμών. Η μοντελοποίηση αυτής της εξαρτημένης μεταβλητής έγινε με την δημιουργία μιας ψευδομεταβλητής. Συγκεκριμένα, η εξαρτημένη μεταβλητή «Κατάσταση Δανείου» (Status), είναι μια δίτιμη ψευδομεταβλητή, της οποίας η τιμή 0 υποδηλώνει εξοφλημένο δάνειο (Repaid) και η τιμή 1 υποδηλώνει αθετημένο δάνειο (Default).

4.1.2 Επεξηγηματικές Μεταβλητές

Οι επεξηγηματικές μεταβλητές (ή μεταβλητές πρόβλεψης) χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

(α) Μεταβλητές που αναφέρονται στα χαρακτηριστικά του δανείου

Είναι σαφές ότι όλα τα δάνεια δεν είναι πανομοιότυπα και φυσικά υπάρχουν ορισμένα χαρακτηριστικά που προσδιορίζουν κάθε μεμονωμένο δάνειο. Αυτά τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά ενός δανείου δημιουργούν μια ομάδα διαφορετικών μεταβλητών. Μερικά παραδείγματα τέτοιων μεταβλητών είναι το επιτόκιο του δανείου, που πρέπει να πληρώσει ο δανειολήπτης, το ύψος του ποσού που έχει λάβει ο δανειολήπτης και άλλα. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι κάθε πλατφόρμα δανεισμού P2P χρησιμοποιεί τη δική της ποικιλία

μεταβλητών και επομένως οι μεταβλητές που χαρακτηρίζουν ένα δάνειο διαφέρουν από πλατφόρμα σε πλατφόρμα. Οι συγκεκριμένες επεξηγηματικές μεταβλητές χαρακτηριστικές των δανείων από την πλατφόρμα της Bondora, που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα έρευνα αναφέρονται παρακάτω και αναλύονται περαιτέρω στο κεφάλαιο της περιγραφικής στατιστικής.

(β) Μεταβλητές που αναφέρονται στα χαρακτηριστικά του δανειολήπτη

Ο δανειολήπτης πρέπει να δώσει κάποιες προσωπικές πληροφορίες όταν συμπληρώνει την εγγραφή του στις πλατφόρμες. Οι πληροφορίες αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να χαρακτηριστεί ο δανειολήπτης κάθε δανείου. Ορισμένα παραδείγματα αυτών των μεταβλητών είναι το φύλο, η οικογενειακή κατάσταση κλπ. Με αυτές τις μεταβλητές μπορεί να σχηματίσει κάποιος το προφίλ του δανειολήπτη. Γενικά, όλες οι επεξηγηματικές μεταβλητές συμβάλλουν στην δημιουργία όσο το δυνατόν καλύτερης εικόνας του κινδύνου που θα επωμισθεί ο επενδυτής.

Συγκεκριμένα, οι επεξηγηματικές μεταβλητές που περιλαμβάνονται στο δείγμα των παρατηρήσεων της παρούσας εργασίας είναι οι εξής (όλα τα νομισματικά μεγέθη είναι σε Ευρώ):

(α) Μεταβλητές χαρακτηριστικές των δανείων:

(i) Ποσοτικές Μεταβλητές:

(α1) Το ποσό του δανείου που αιτήθηκε ο δανειολήπτης (**Applied Amount**)

(α2) Το ποσό του δανείου που έλαβε ο δανειολήπτης (**Amount**)

(α3) Η διάρκεια εξόφλησης του δανείου σε μήνες (**Loan Duration**)

(α4) Το επιτόκιο που έγινε δεκτό στην αίτηση δανείου (**Interest**).

(ii) Ποιοτικές Μεταβλητές:

(α5) Η Αξιολόγηση του δανείου (**Rating**):

Η πλατφόρμα Bondora χρησιμοποιεί τις βαθμολογίες AA, A, B, C, D, E, F και HR για την ταξινόμηση του κινδύνου των δανείων. Ένα δάνειο με αξιολόγηση AA έχει την υψηλότερη πιστοληπτική ικανότητα και τον χαμηλότερο κίνδυνο, ενώ το αντίθετο ισχύει για τα δάνεια με αξιολόγηση HR. Για κάθε βαθμολογία δανείου αντιστοιχεί μια ελάχιστη και μια μέγιστη αναμενόμενη απώλεια, οι οποίες αναλυτικότερα έχουν ως εξής:

$0 \leq AA \leq 2\%$, $2\% < A \leq 3\%$, $3\% < B \leq 5,5\%$, $5,5\% < C \leq 9\%$, $9\% < D \leq 13\%$,
 $13\% < E \leq 18\%$, $18\% < F \leq 25\%$, $25\% < HR$

Για το δείγμα που χρησιμοποιήσαμε η αξιολόγηση του δανείου αντιστοιχεί σε μια ψευδομεταβλητή που έχει τις εξής διακριτές τιμές ανάλογα με την αξιολόγηση του δανείου: 1 για AA ή A, 2 για B, 3 για C, 4 για D, 5 για E, 6 για F και 7 για HR.

(α6) Αναδιαρθρωμένο δάνειο (**Restructured**):

Αν η αρχική ημερομηνία λήξης του δανείου έχει αυξηθεί κατά περισσότερες από 60 ημέρες τότε το δάνειο καλείται αναδιαρθρωμένο. Για την μεταβλητή αναδιαρθρωμένο δάνειο δημιουργήθηκε μια δίτιμη ψευδομεταβλητή η οποία λαμβάνει την τιμή 1 όταν το δάνειο είναι αναδιαρθρωμένο (Yes) και 0 αν το δάνειο δεν είναι αναδιαρθρωμένο (No).

(α7) Μέθοδος Επαλήθευσης (**Verification**):

Η μεταβλητή επαλήθευση αναφέρεται στη μέθοδο που χρησιμοποιείται για την επαλήθευση των στοιχείων της αίτησης δανείου. Η πλατφόρμα Bondora χρησιμοποιεί τις εξής τιμές ανάλογα με την μέθοδο επαλήθευσης: 0 αν δεν έχει οριστεί, 1 αν το εισόδημα είναι μη επαληθευμένο, 2 αν το εισόδημα είναι μη επαληθευμένο και έγινε διασταύρωση μέσω τηλεφώνου, 3 αν το εισόδημα είναι επαληθευμένο και 4 αν το εισόδημα και τα έξοδα είναι επαληθευμένα. Στο παρόν δείγμα για τη μέθοδο επαλήθευσης έγινε μια αναδιάταξη των τιμών της ως εξής: 1 αν τα στοιχεία είναι επαληθευμένα (Verified) και 0 αν δεν είναι επαληθευμένα ή δεν έχουν οριστεί (Not-verified, not-set).

(β) Μεταβλητές χαρακτηριστικές των δανειοληπτών:

(i) Ποσοτικές Μεταβλητές:

(β1) Η ηλικία του δανειολήπτη κατά την υπογραφή της αίτησης δανείου (**Age**)

(β2) Το συνολικό μηνιαίο εισόδημα του δανειολήπτη (**Income Total**)

(β3) Συνολικές μηνιαίες υποχρεώσεις του δανειολήπτη (**Liabilities Total**)

(β4) Αριθμός προηγούμενων δανείων (**No Of Previous Loans Before Loan**).

(ii) Ποιοτικές Μεταβλητές:

(β5) Ο Τόπος κατοικίας του δανειολήπτη (**Country**):

Οι δανειολήπτες στην πλατφόρμα Bondora προέρχονται κυρίως από τέσσερις χώρες: Εσθονία (EE), Φινλανδία (FI), Ισπανία (ES) και Σλοβακία (SK). Οι εξής τιμές για την χώρα των δανειοληπτών: 1 για EE, 2 για ES, 3 για FI και 4 για SK.

(β6) Εκπαίδευση (**Education**):

Η μεταβλητή αναφέρεται στο μορφωτικό επίπεδο των δανειοληπτών και λαμβάνει τις εξής τιμές: 1 για πρωτοβάθμια εκπαίδευση (Primary), 2 για βασική εκπαίδευση (Basic), 3 για επαγγελματική εκπαίδευση (Vocational), 4 για δευτεροβάθμια εκπαίδευση (Secondary), 5 για ανώτερη εκπαίδευση (Higher).

(β7) Φύλο (**Gender**):

Η μεταβλητή που αναφέρεται στο φύλο των δανειοληπτών λαμβάνει τις τιμές: 0 αν άνδρας (Male), 1 αν γυναίκα (Woman) και 2 αν είναι απροσδιόριστο (Undefined).

(β8) Είδος ιδιοκτησίας της οικίας (**HomeOwner**):

Για το είδος της ιδιοκτησίας της οικίας των δανειοληπτών η πλατφόρμα Bondora χρησιμοποιεί τις τιμές: 0 αν είναι άστεγος, 1 αν είναι ιδιοκτήτης, 2 αν ζει με τους γονείς, 3 αν είναι μισθωτής, προ-επιπλωμένο ακίνητο, 4 αν είναι μισθωτής, μη επιπλωμένο ακίνητο, 5 αν είναι μισθωτής κρατικής κατοικίας, 6 αν είναι συννεοικιαστής, 7 αν είναι συνιδιοκτήτης, 8 αν έχει υποθήκη, 9 αν είναι ιδιοκτήτης με βάρη και 10 για άλλο. Στο δείγμα που χρησιμοποιήσαμε στην παρούσα έρευνα για το είδος της ιδιοκτησίας της οικίας

δημιουργήθηκε μια δίτιμη ψευδομεταβλητή που έχει την τιμή 1 αν ο δανειολήπτης είναι ιδιοκτήτης ή έχει υποθήκη (Owner, Mortgage) και 0 αν είναι ενοικιαστής ή άλλο (Tenant, Other).

(β9) Νέος πελάτης πίστωσης (**New Credit Customer**):

Η πλατφόρμα κατατάσσει τους δανειολήπτες σε νέους και παλαιούς πελάτες σύμφωνα με προηγούμενο πιστωτικό ιστορικό τους στη Bondora. Συγκεκριμένα, ο δανειολήπτης θεωρείται παλιός πελάτης αν έχει πιστωτικό ιστορικό τουλάχιστον 3 μηνών στη Bondora, διαφορετικά θεωρείται νέος πελάτης. Η διωνυμική μεταβλητή νέος πελάτης πίστωσης λαμβάνει την ονομασία όχι (No) με αντίστοιχη τιμή 0, αν ο δανειολήπτης είναι παλιός πελάτης και ναι (Yes) με αντίστοιχη τιμή 1, αν ο δανειολήπτης είναι νέος πελάτης.

4.2 Περιγραφικά Στατιστική Ανάλυση των Δεδομένων

Στην παρούσα παράγραφο περιγράφονται τα κυριότερα στατιστικά χαρακτηριστικά των μεταβλητών που έχουν συμπεριληφθεί στο δείγμα των παρατηρήσεων.

4.2.1 Μονομεταβλητή Ανάλυση

A. Μεταβλητές Χαρακτηριστικές του Δανείου:

(i) Ποσοτικές Μεταβλητές

Πίνακας 5: Αιτούμενο Ποσό Δανείου

Mean	2722,04
Median	2125,00
Std. Deviation	2335,495
Range	10532

Minimum	100
Maximum	10632

Από τις παραπάνω παρατηρήσεις του πίνακα 5, διαπιστώνεται ότι το μέσο ποσό αιτούμενου δανεισμού είναι περίπου 2.700 ευρώ. Επίσης, το μέγιστο ποσό δανείου είναι κοντά στα 10.600 ευρώ περίπου, ενώ το ελάχιστο 100 ευρώ.

Πίνακας 6: Ποσό Ληφθέντος Δανείου

Mean	2559,97
Median	2125,00
Std. Deviation	2161,265
Range	10532
Minimum	100
Maximum	10632

Στον πίνακα 6, όπου έχουμε τα αποτελέσματα του ληφθέντος δανείου, παρατηρούμε ότι το μέσο ποσό δανείου είναι κοντά στα 2.500 ευρώ, ενώ το μέγιστο και ελάχιστο ποσό είναι όσο και στον προηγούμενο.

Πίνακας 7: Διάρκεια Εξόφλησης Δανείου

Mean	47,29
Median	60,00
Std. Deviation	16,432
Range	119
Minimum	1
Maximum	120

Αναφορικά με την διάρκεια εξόφλησης του δανείου (Πίνακας 7), τα δάνεια συνήθως αποπληρώνονται στους 47 μήνες. Το πιο σύντομο διάστημα είναι 1 μήνας και το μεγαλύτερο διάστημα μεταξύ των παρατηρήσεών μας ήταν 120 μήνες.

Πίνακας 8: Επιτόκιο

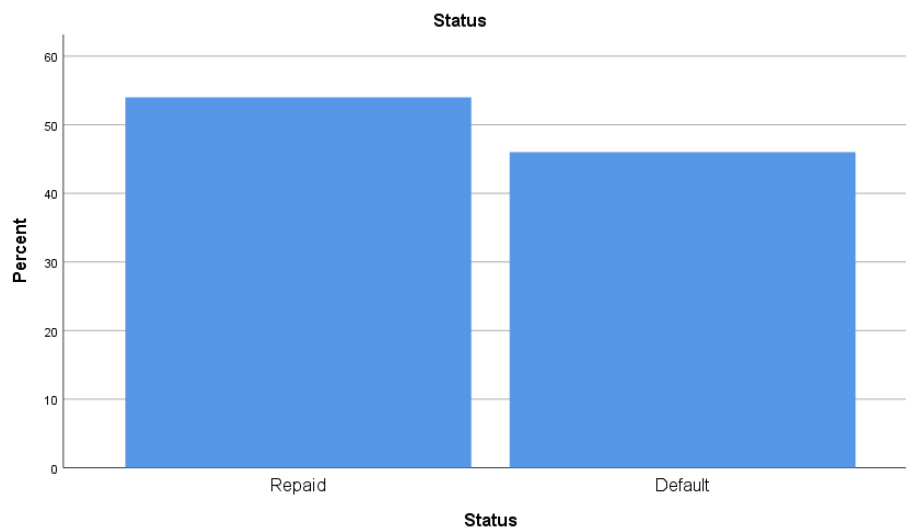
Mean	33,8443
Median	30,0000
Std. Deviation	19,49917
Range	155,58
Minimum	6,00
Maximum	161,58

Ο πίνακας 8 παρουσιάζει το ετήσιο επιτόκιο που έγινε δεκτό στην αίτηση δανείου και παρατηρούμε ότι το μέσο επιτόκιο στις παρατηρήσεις μας ήταν περίπου 34%, το ελάχιστο ήταν 6%, ενώ το μεγαλύτερο περίπου 162%, δηλαδή, περίπου 13,5% τον μήνα.

(ii) Ποιοτικές Μεταβλητές

Πίνακας 9: Κατάσταση Δανείου

	Frequency	Percent
Repaid	82362	54,0
Default	70180	46,0
Total	152542	100,0

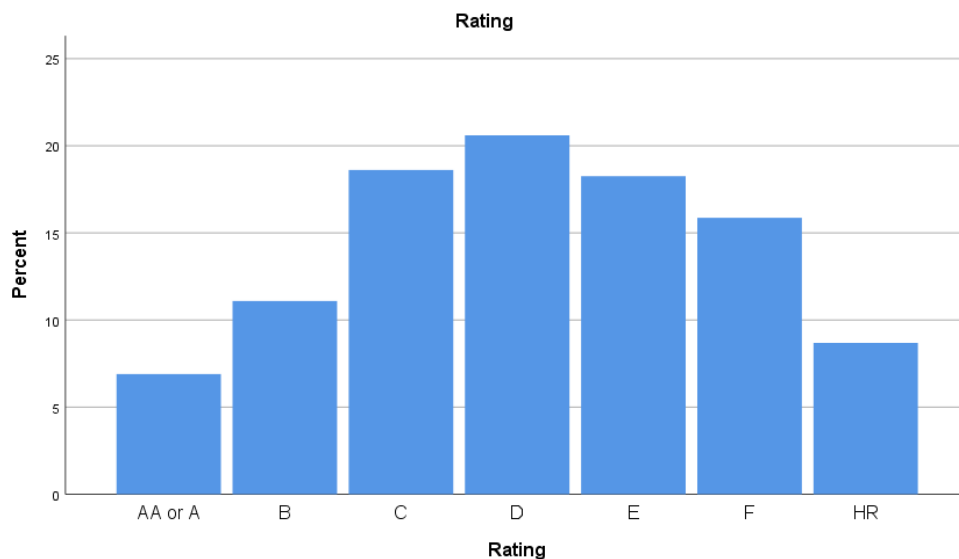


Διάγραμμα 6: Κατάσταση Δανείου

Από τον πίνακα συχνότητας των παρατηρήσεων της εξαρτημένης ποιοτικής μεταβλητής «Κατάσταση Δανείου», Status (Πίνακας 9), διαπιστώνεται ότι σχεδόν τα μισά δάνεια της πλατφόρμας Bondora είναι αθετημένα. Συγκεκριμένα το 46% των δανείων είναι αθετημένα και το υπόλοιπο 54% είναι πλήρως εξοφλημένα.

Πίνακας 10: Πιστοληπτική Βαθμολογία

	Frequency	Percent
AA or A	10522	6,9
B	16922	11,1
C	28388	18,6
D	31421	20,6
E	27845	18,3
F	24200	15,9
HR	13244	8,7
Total	152542	100,0



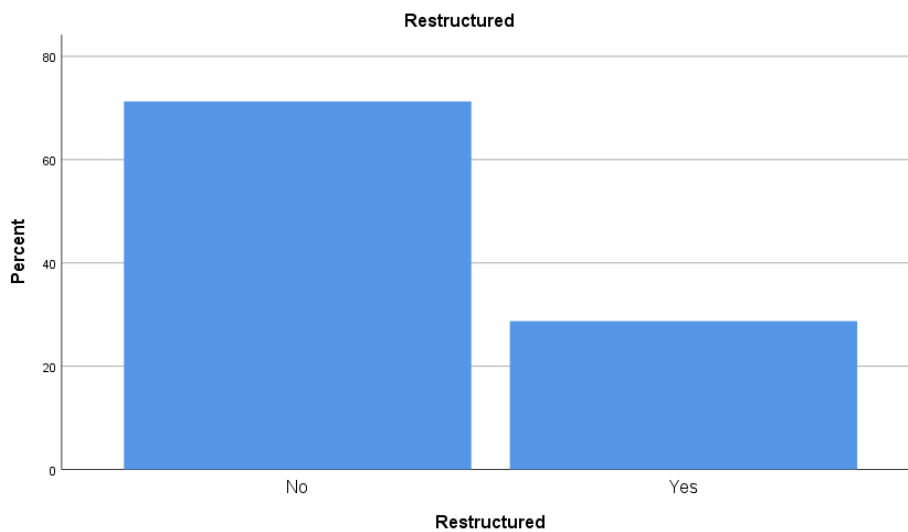
Διάγραμμα 7: Πιστοληπτική Βαθμολογία

Με βάση τον πίνακα 10, διαπιστώνουμε ότι τα περισσότερα δάνεια είναι μέσης πιστοληπτικής διαβάθμισης (20% βαθμολογία D), που αντιστοιχεί σε μέγιστη αναμενόμενη απώλεια από 9% ως 13%. Μόνο το 6,9% έχει άριστη βαθμολογία (AA ή A), με απώλεια

μέχρι 2% και στον αντίποδα το 8,7% την χειρότερη (HR), με αντίστοιχη απώλεια που ξεπερνά το 25%.

Πίνακας 11: Αναδιάρθρωση

	Frequency	Percent
No	108732	71,3
Yes	43810	28,7
Total	152542	100,0

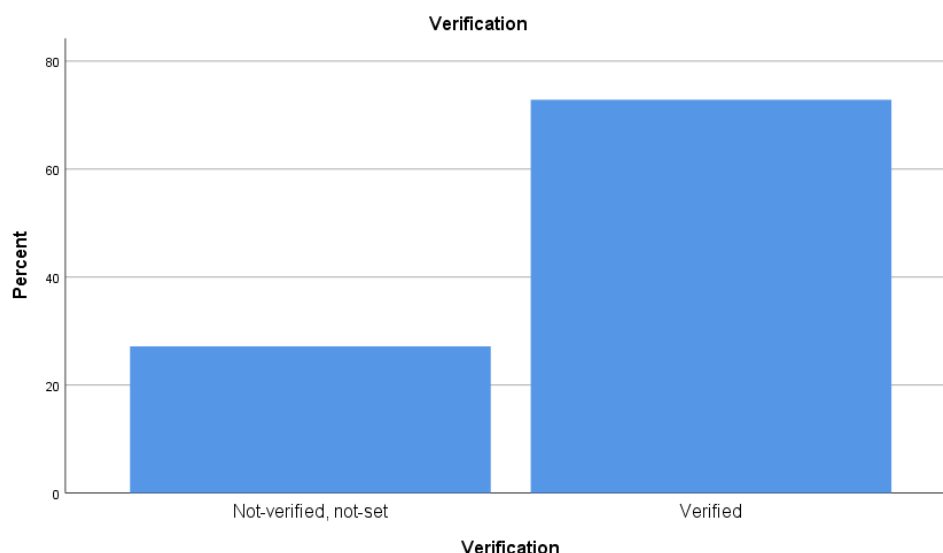


Διάγραμμα 8: Αναδιάρθρωση

Από τον πίνακα 11, συμπεραίνουμε ότι το μεγαλύτερο ποσοστό των δανείων (71,3%) δεν έχει αναδιαρθρωθεί, ενώ για το υπολειπόμενο 28,7% η αρχική ημερομηνία λήξης του δανείου έχει αυξηθεί κατά περισσότερες από 60 ημέρες.

Πίνακας 12: Επαλήθευση

	Frequency	Percent
Not-verified, not-set	41408	27,1
Verified	111134	72,9
Total	152542	100,0



Διάγραμμα 9: Επαλήθευση

Παρατηρώντας τον πίνακα 12, στην πλατφόρμα Bondora, η πλειοψηφία των στοιχείων της αίτησης των δανείων (72,9%) έχει επαληθευτεί, ενώ το εναπομείναν 27,1% δεν είναι επαληθευμένο ή δεν έχει οριστεί.

B. Μεταβλητές Χαρακτηριστικών του Δανειολήπτη:

(i) Ποσοτικές Μεταβλητές

Πίνακας 13: Ηλικία

Mean	39,79
Median	38,00
Std. Deviation	12,265
Range	57
Minimum	18
Maximum	75

Βάσει του ανωτέρω πίνακα (Πίνακας 13), η μέση ηλικία των δανειοληπτών κατά την υπογραφή της αίτησης δανείου είναι περίπου 40 έτη, η μικρότερη είναι τα 18 έτη και η μεγαλύτερη τα 75 χρόνια.

Πίνακας 14: Συνολικό Εισόδημα

Mean	1526,13
Median	1300,00
Std. Deviation	902,351
Range	8500
Minimum	0
Maximum	8500

Στον πίνακα 14, που περιέχει τα αποτελέσματα σχετικά με το συνολικό μηνιαίο εισόδημα των δανειοληπτών, αναγράφεται ότι κατά μέσο όρο αυτό ανέρχεται στα 1500 ευρώ περίπου, το μέγιστο 8500 ευρώ, ενώ ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι το ελάχιστο εισόδημα με το οποίο κάποιος πήρε δάνειο μέσω της πλατφόρμας είναι μηδενικό (σε μια τράπεζα κάτι τέτοιο θα ήταν σχεδόν ανέφικτο).

Πίνακας 15: Συνολικές Υποχρεώσεις

Mean	411,5557
Median	286,4500
Std. Deviation	474,59845
Range	3751,83
Minimum	,00
Maximum	3751,83

Οι συνολικές μηνιαίες υποχρεώσεις των δανειοληπτών κατά μέσο όρο υπολογίστηκαν στα 412 ευρώ περίπου, το υψηλότερο ποσό στο δείγμα φτάνει τα 3752 ευρώ, ενώ υπήρχαν και δανειολήπτες χωρίς καθόλου υποχρεώσεις (Πίνακας 15).

Πίνακας 16: Αριθμός προηγούμενων Δανείων

Mean	1,37
Median	,00

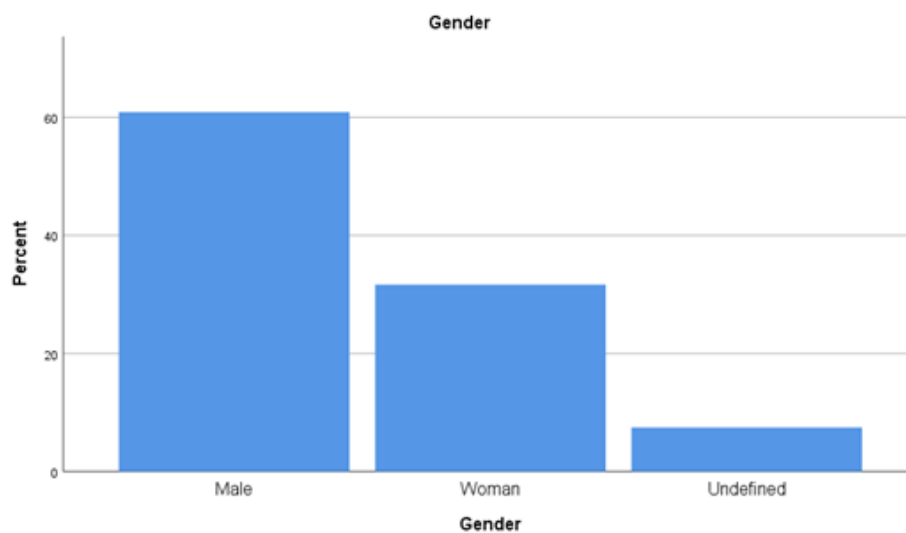
Std. Deviation	2,263
Range	27
Minimum	0
Maximum	27

Ο μέσος δανειολήπτης του δείγματος είχε πάρει τουλάχιστον 1 δάνειο προηγουμένως. Υπήρχε τουλάχιστον ένας δανειολήπτης που ήταν το πρώτο του δάνειο, ενώ ο μεγαλύτερος αριθμός προηγούμενων δανείων ήταν 27 δάνεια (Πίνακας 16).

(ii) Ποιοτικές Μεταβλητές

Πίνακας 17: Φύλο

	Frequency	Percent
Male	92886	60,9
Woman	48296	31,7
Undefined	11360	7,4
Total	152542	100,0



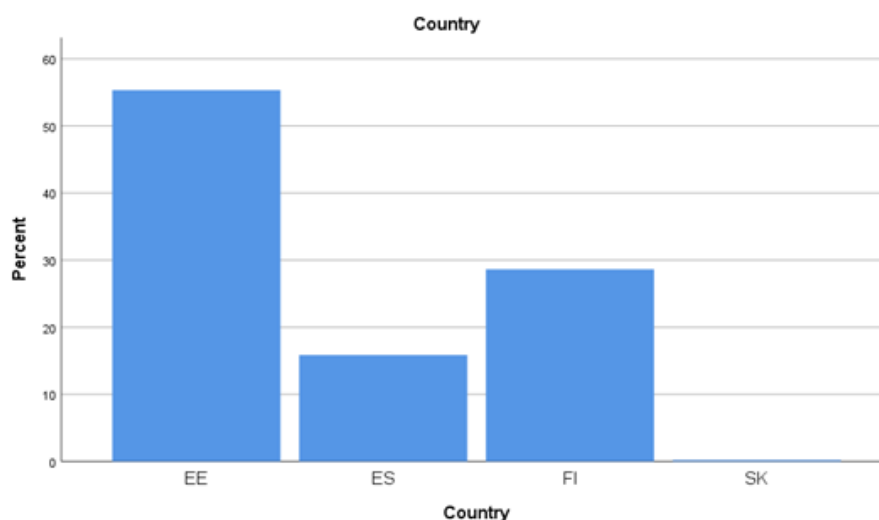
Διάγραμμα 10: Φύλο

Από τα παραπάνω αποτελέσματα (Πίνακας 17, Διάγραμμα 10), παρατηρούμε ότι στο δείγμα της έρευνας η πλειοψηφία των δανειοληπτών ήταν άνδρες (ποσοστό 60,9%), οι

γυναίκες κατείχαν το 31,7% και τέλος ένα 7,4% των δανειοληπτών δήλωσε απροσδιόριστο φύλο.

Πίνακας 18: Χώρα

	Frequency	Percent
EE	84401	55,3
ES	24178	15,9
FI	43668	28,6
SK	295	,2
Total	152542	100,0



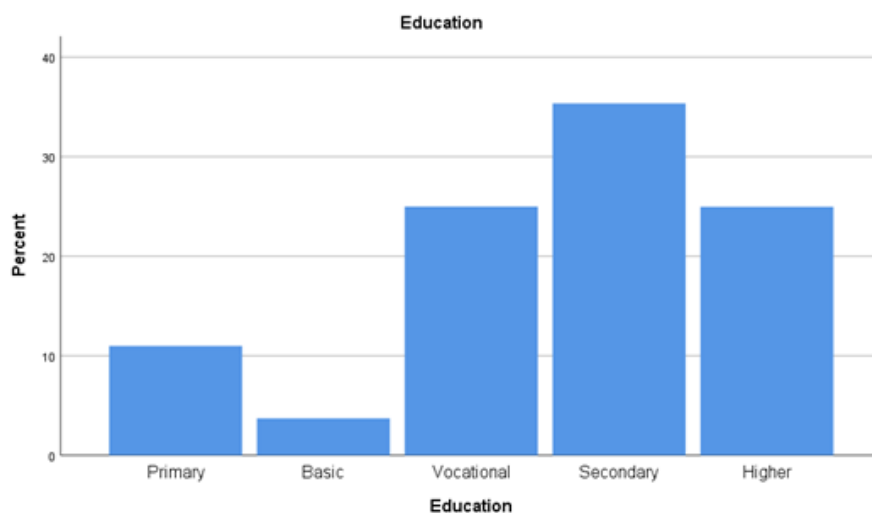
Διάγραμμα 11: Χώρα

Η πλειοψηφία των δανειοληπτών του δείγματος είναι από την Εσθονία (55,3%), που αποτελεί και την βάση της Bondora. Ακολουθεί η Φινλανδία ως τόπος κατοικίας τους, με ποσοστό 28,6%. Τρίτη σε ποσοστό έρχεται η Ισπανία (15,9%) και τέταρτη, η τελευταία προσθήκη της Bondora, η Σλοβακία με ποσοστό μόλις 0,2% (Πίνακας 18 & Διάγραμμα 11).

Πίνακας 19: Εκπαίδευση

	Frequency	Percent
Primary	16748	11,0
Basic	5671	3,7

Vocational	38113	25,0
Secondary	53935	35,4
Higher	38075	25,0
Total	152542	100,0

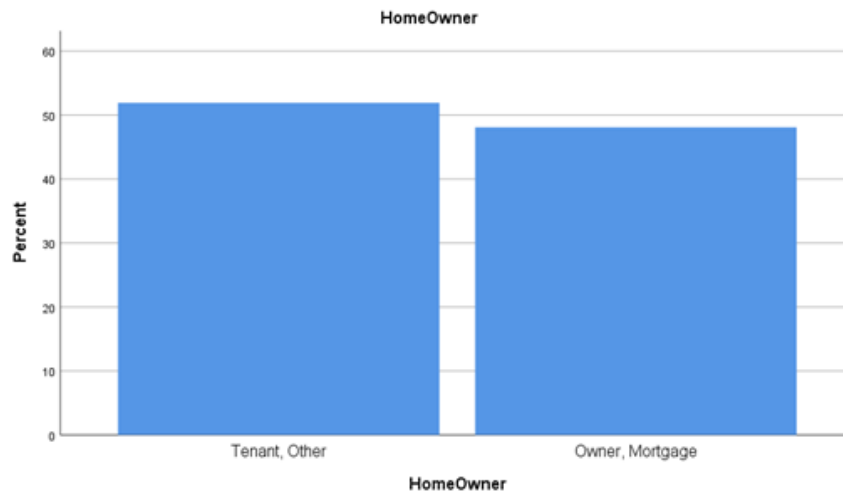


Διάγραμμα 12: Εκπαίδευση

Αναφορικά με την εκπαίδευση, το δείγμα της έρευνας αποτελείται κυρίως από δανειολήπτες που διαθέτουν δευτεροβάθμια εκπαίδευση (35,4%). Εκείνοι που έχουν επαγγελματική και ανώτερη εκπαίδευση βρίσκονται είναι ισάριθμοι (25%), ακολουθούν οι δανειολήπτες με πρωτοβάθμιο εκπαιδευτικό επίπεδο (11%) και τέλος με βασική είναι μόνο το 3,7% (Πίνακας 19 & Διάγραμμα 12).

Πίνακας 20: Καθεστώς Ιδιοκτησίας

	Frequency	Percent
Tenant, Other	79191	51,9
Owner, Mortgage	73351	48,1
Total	152542	100,0

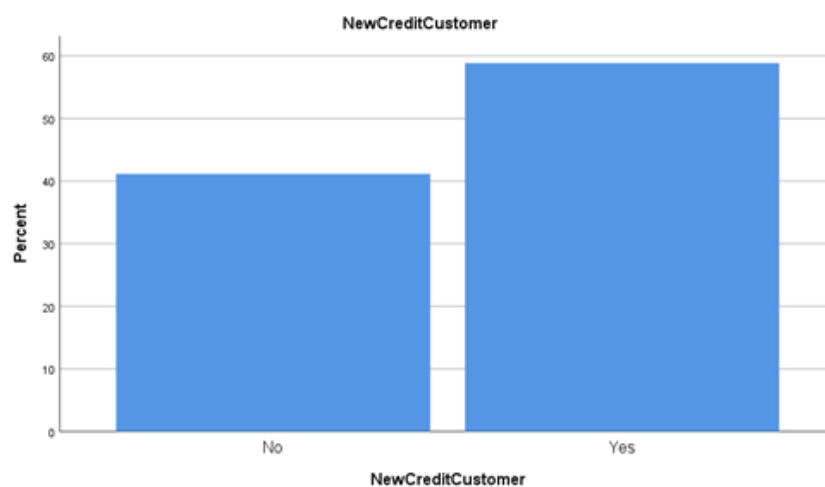


Διάγραμμα 13: Καθεστώς Ιδιοκτησίας

Ο πίνακας 20 παρουσιάζει το καθεστώς ιδιοκτησίας της οικίας των δανειοληπτών του δείγματος και αποκαλύπτουν ότι αυτό σχεδόν μοιράζεται μεταξύ αυτών που είναι ιδιοκτήτες ή με υποθήκη (48,1%), με αυτούς που είναι ενοικιαστές ή στιδήποτε άλλο (51,9%), με ένα μικρό προβάδισμα των τελευταίων.

Πίνακας 21: Νέος Πελάτης

	Frequency	Percent
No	62776	41,2
Yes	89766	58,8
Total	152542	100,0



Διάγραμμα 14: Νέος Πελάτης

Με βάση τον πίνακα 21, οι περισσότεροι δανειολήπτες του δείγματος είναι καινούριοι πελάτες στην πλατφόρμα Bondora (58,8%), ενώ το 41,2% αυτών έχει τουλάχιστον τρεις μήνες πιστωτικό ιστορικό και θεωρούνται παλαιοί δανειολήπτες της.

4.2.2 Διμεταβλητή Ανάλυση

Σε αυτή την παράγραφο αναλύουμε συγκρίνοντας τα στατιστικά χαρακτηριστικά των εξηγηματικών μεταβλητών σε σχέση με την εξαρτημένη μεταβλητή.

Πίνακας 22: Ηλικία-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Age	Repaid	Default
Mean	38,80	40,95
Median	37,00	40,00
Std. Deviation	11,817	12,673
Minimum	18	18
Maximum	75	71

Τα αποτελέσματα του πίνακα 22 δείχνουν ότι η ηλικία των δανειοληπτών που αθέτησαν να αποπληρώσουν το δάνειό τους είναι υψηλότερη κατά 2 έτη από την ηλικία των δανειοληπτών που αποπλήρωσαν το δάνειό τους.

Πίνακας 23: Ποσό Ληφθέντος Δανείου-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Amount	Repaid	Default
Mean	2316,71	2845,46
Median	1700	2126
Std. Deviation	2076,56	2222,94
Minimum	100	103
Maximum	10632	10632

Επιπλέον, στον πίνακα 23 φαίνεται ότι τα ποσά των δανείων που αθετήθηκαν είναι μεγαλύτερα κατά περίπου 500 ευρώ από αυτά που αποπληρώθηκαν.

Πίνακας 24: Επιτόκιο-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Interest	Repaid	Default
Mean	29,6913	38,7182
Median	26,2000	35,4700
Std. Deviation	16,79279	21,24844
Minimum	6,00	7,29
Maximum	161,49	161,58

Ο πίνακας 24, που παρουσιάζει το ετήσιο επιτόκιο των δανείων που αθετήθηκαν σε σύγκριση με εκείνων που αποπληρώθηκαν, φανερώνει ότι αυτό είναι μεγαλύτερο στα αθετημένα κατά περίπου 10%.

Πίνακας 25: Διάρκεια Δανείου-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Loan Duration	Repaid	Default
Mean	44,08	51,05
Median	48,00	60,00
Std. Deviation	18,021	13,398
Minimum	1	3
Maximum	120	120

Η συμβατική διάρκεια εξόφλησης του δανείου είναι κατά 7 μήνες μεγαλύτερη για τα δάνεια που τελικά αθετήθηκαν, σε σχέση με αυτά που αποπληρώθηκαν, όπως γίνεται κατανοητό από τον πίνακα 25.

Πίνακας 26: Συνολικό Εισόδημα-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Income Total	Repaid	Default
--------------	--------	---------

Mean	1473,54	1587,85
Median	1200	1400
Std. Deviation	898,65	902,78
Minimum	,180	,120
Maximum	8500	8500

Οι δανειολήπτες του δείγματος που δεν αποπλήρωσαν το δάνειο τους είχαν συνολικό μηνιαίο εισόδημα μεγαλύτερο κατά περίπου 100 ευρώ, από εκείνους που το εξόφλησαν, σύμφωνα με τον πίνακα 26.

Πίνακας 27: Συνολικές Υποχρεώσεις-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Liabilities Total	Repaid	Default
Mean	436,41196	382,38478
Median	320,00000	240,47500
Std. Deviation	472,187375	475,762420
Minimum	,000	,000
Maximum	3751,830	3750,120

Με βάση τον πίνακα 27, οι δανειολήπτες που αποπλήρωσαν το δάνειό τους είχαν αυξημένες συνολικές μηνιαίες υποχρεώσεις κατά περίπου 50 ευρώ, συγκριτικά με αυτούς που αθέτησαν τις δανειακές τους υποχρεώσεις.

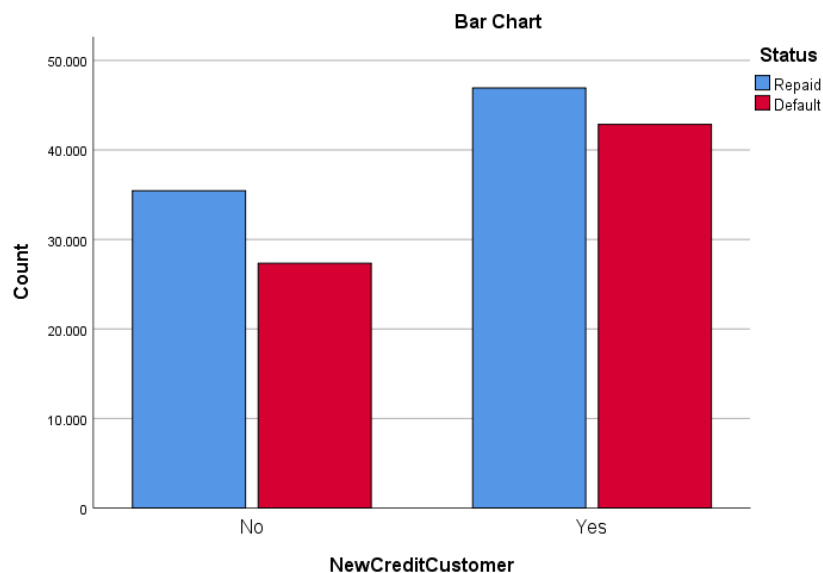
Πίνακας 28: Αριθμός Προηγούμενων Δανείων-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

No Of Previous Loans Before Loan	Repaid	Default
Mean	1,45	1,28
Median	,00	,00
Std. Deviation	2,383	2,110
Minimum	0	0
Maximum	26	27

Η σύγκριση της εν λόγω επεξηγηματικής μεταβλητής με την εξαρτημένη δεν έχει σημαντική διαφορά, καθώς οι δανειολήπτες που αποπλήρωσαν το δάνειο τους είχαν κατά περίπου 0,2 περισσότερα προηγούμενα δάνεια, σε σχέση με αυτούς που δεν το εξόφλησαν (Πίνακας 28).

Πίνακας 29: Νέος Πελάτης-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

New Credit Customer	Status	Frequency	Percent
No	Repaid	35444	56,5
	Default	27332	43,5
	Total	62776	100,0
Yes	Repaid	46918	52,3
	Default	42848	47,7
	Total	89766	100,0

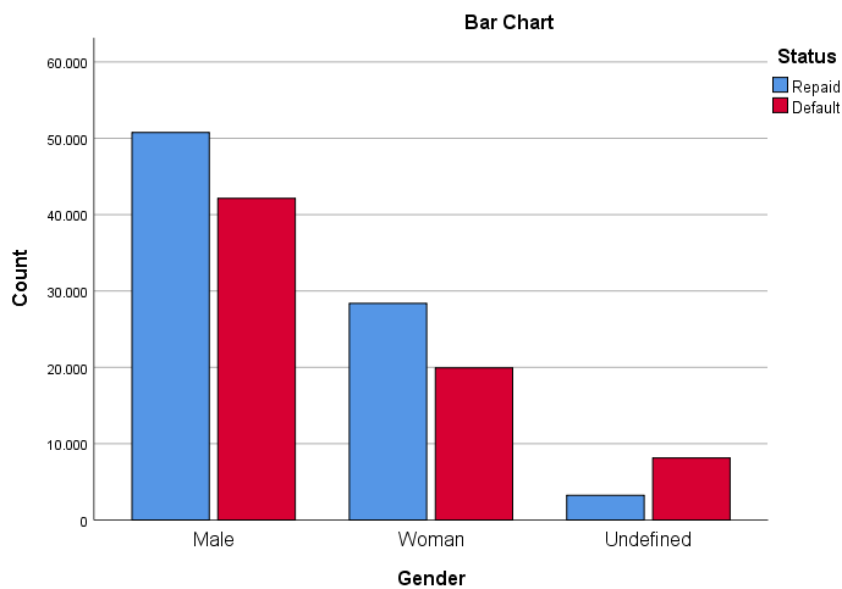


Διάγραμμα 15: Νέος Πελάτης-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Ο πίνακας συχνότητας νούμερο 29 εμφανίζει το ποσοστό των αθετημένων δανείων περίπου 4% υψηλότερο στους νέους πελάτες σε σχέση με τους παλαιούς. Το αποτέλεσμα αυτό βλέπουμε και στο διάγραμμα 15.

Πίνακας 30: Φύλο-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Gender	Status	Frequency	Percent
Male	Repaid	50752	54,6
	Default	42134	45,4
	Total	92886	100,00
Woman	Repaid	28375	58,8
	Default	19921	41,2
	Total	48296	100,00
Undefined	Repaid	3235	28,5
	Default	8125	71,5
	Total	11360	100,00

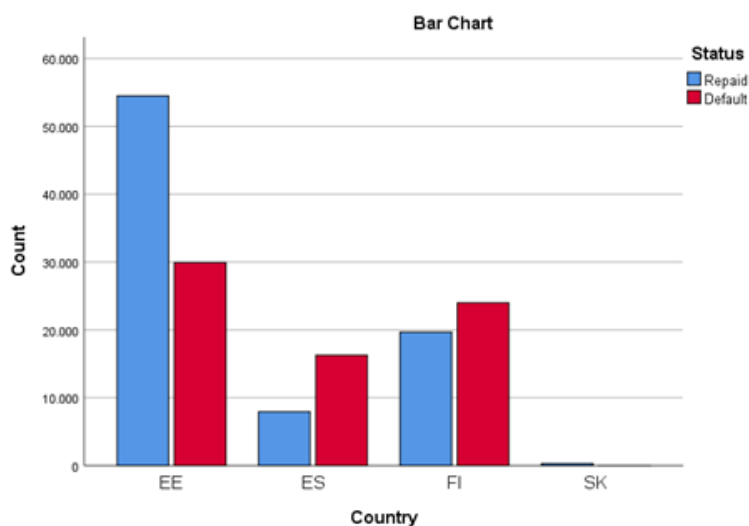


Διάγραμμα 16: Φύλο-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Αναφορικά με την μεταβλητή φύλο, οι δανειολήπτες που επέλεξαν να μην δηλώσουν φύλο αθέτησαν το δάνειό τους κατά περίπου 30% περισσότερο σε σχέση με αυτούς που δήλωσαν αντρικό ή γυναικείο φύλο, δεύτεροι έρχονται οι άντρες και τρίτες οι γυναίκες με διαφορά 4% λιγότερο από τους άντρες (Πίνακας 30 & Διάγραμμα 16).

Πίνακας 31: Χώρα-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Country	Status	Frequency	Percent
EE	Repaid	54489	64,6
	Default	29912	35,4
	Total	84401	100,0
ES	Repaid	7925	32,8
	Default	16253	67,2
	Total	24178	100,0
FI	Repaid	19659	45,0
	Default	24009	55,0
	Total	43668	100,0
SK	Repaid	289	98,0
	Default	6	2,0
	Total	295	100,0

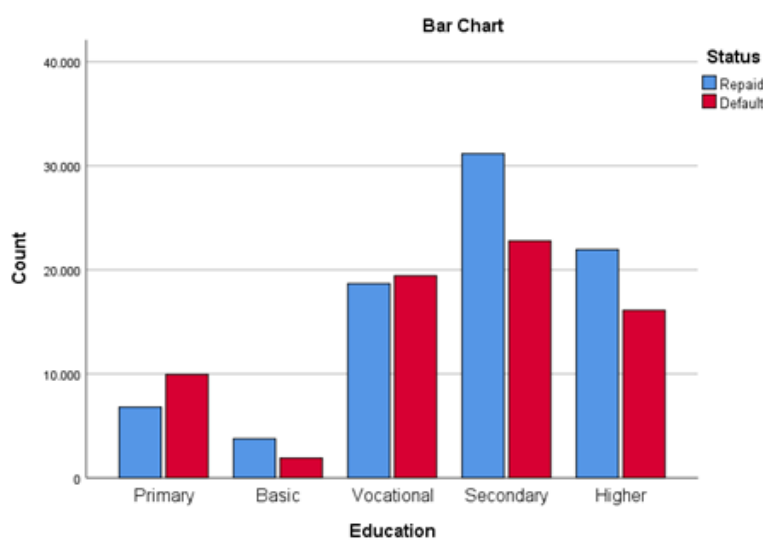


Διάγραμμα 17: Χώρα-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα του πίνακα 31 και της οπτικής απεικόνισης του διαγράμματος 17, τα αθετημένα δάνεια στην Ισπανία και την Φινλανδία είχαν τα μεγαλύτερα ποσοστά, (67% και 55%, αντίστοιχα), ακολουθεί η Εσθονία και όλες αυτές με πολύ μεγάλη διαφορά από την Σλοβακία που κατείχε το μικρότερο ποσοστό αθέτησης (2%).

Πίνακας 32: Εκπαίδευση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Education	Status	Frequency	Percent
Primary	Repaid	6807	40,6
	Default	9941	59,4
	Total	16748	100,0
Basic	Repaid	3767	66,4
	Default	1904	33,6
	Total	5671	100,0
Vocational	Repaid	18678	49,0
	Default	19435	51,0
	Total	38113	100,0
Secondary	Repaid	31157	57,8
	Default	22778	42,2
	Total	53935	100,0
Higher	Repaid	21953	57,7
	Default	16122	42,3
	Total	38075	100,0

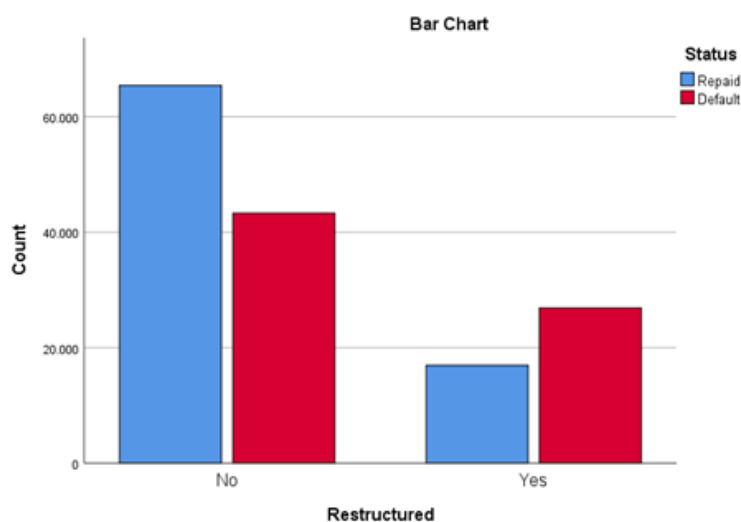


Διάγραμμα 18: Εκπαίδευση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Αναφορικά με το επίπεδο εκπαίδευσης των δανειοληπτών, το μεγαλύτερο ποσοστό αθετημένων δανείων έχουν τα άτομα με πρωτοβάθμια και επαγγελματική εκπαίδευση, σχεδόν 30% και 20% αντίστοιχα περισσότερο από τους δανειολήπτες με βασικό επίπεδο εκπαίδευσης, οι οποίοι ήταν κάτοχοι του μικρότερου ποσοστού. Τέλος, οι δανειολήπτες με δευτεροβάθμια και ανώτερη εκπαίδευση που αθέτησαν το δάνειό τους, ήταν κατά περίπου 10% περισσότεροι από εκείνους με βασική εκπαίδευση (Πίνακας 32 & Διάγραμμα 18).

Πίνακας 33: Αναδιάρθρωση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Restructured	Status	Frequency	Percent
No	Repaid	65430	60,2
	Default	43302	39,8
	Total	108732	100,0
Yes	Repaid	16932	38,6
	Default	26878	61,4
	Total	43810	100,0

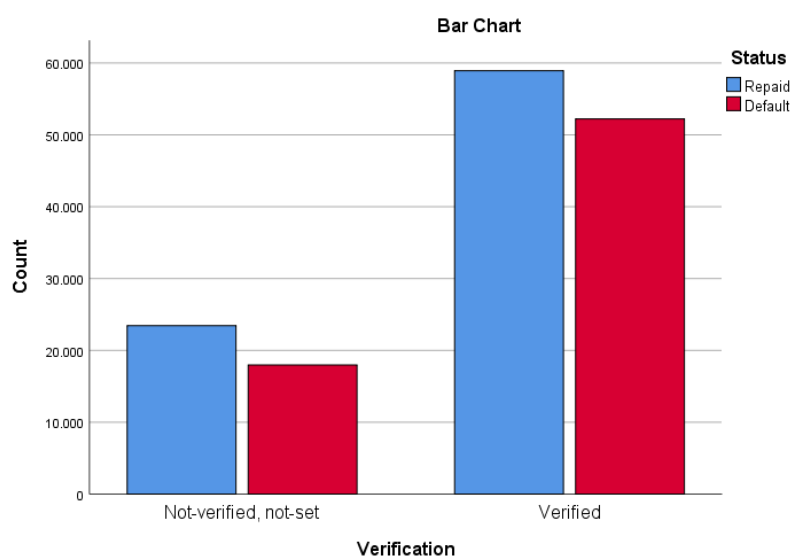


Διάγραμμα 19: Αναδιάρθρωση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Τα δάνεια που δεν ήταν αναδιρθρωμένα είχαν 20% μικρότερη αθέτηση σε σύγκριση με αυτά που ήταν, όπως καταλαβαίνουμε από τα παραπάνω αποτελέσματα (Πίνακας 33 & Διαγραμμα 19).

Πίνακας 34: Επαλήθευση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Verification	Status	Frequency	Percent
Not-verified, not-set	Repaid	23445	56,6
	Default	17963	43,4
	Total	41408	100,0
Verified	Repaid	58917	53,0
	Default	52217	47,0
	Total	111134	100,0



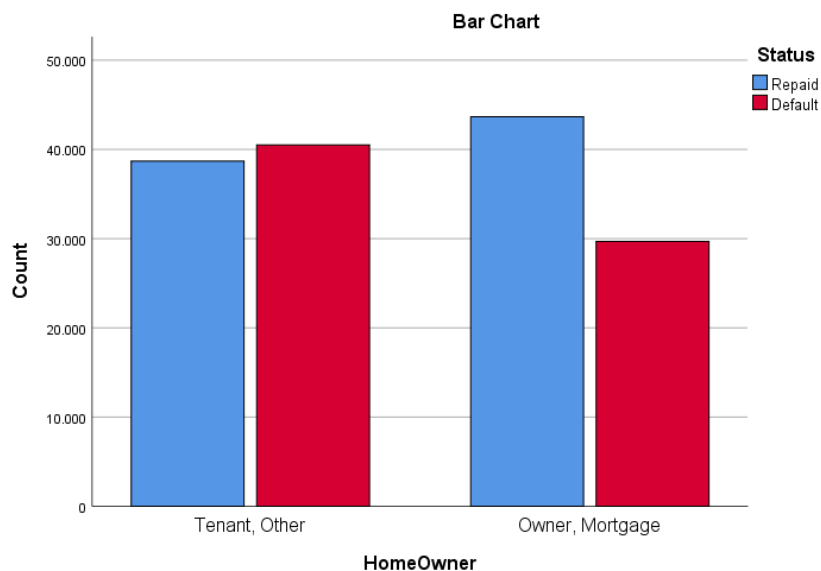
Διάγραμμα 20: Επαλήθευση-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Στις περιπτώσεις όπου τα στοιχεία του δανείου ήταν επαληθευμένα, το ποσοστό αθέτησης ήταν αυξημένο κατά περίπου 4% σε σχέση με τα δάνεια των οποίων τα στοιχεία επαληθεύτηκαν (Πίνακας 34 & Διάγραμμα 20).

Πίνακας 35: Καθεστώς Ιδιοκτησίας-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

HomeOwner	Status	Frequency	Percent
Tenant, other	Repaid	38693	48,9
	Default	40498	51,1
	Total	79191	100,0

Owner, Mortgage	Repaid	43669	59,5
	Default	26682	40,5
	Total	73351	100,0



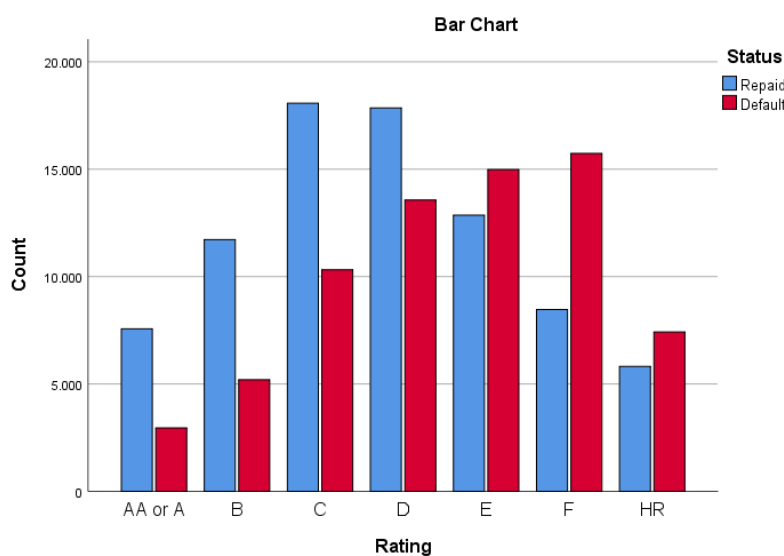
Διάγραμμα 21: Καθεστώς Ιδιοκτησίας-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Το ποσοστό αθέτησης βρέθηκε κατά 10% μεγαλύτερο όταν οι δανειολήπτες δεν έμεναν σε ιδιόκτητη κατοικία, αλλά ήταν ενοικιαστές (Πίνακας 35 & Διάγραμμα 21).

Πίνακας 36: Πιστοληπτική Βαθμολογία-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Rating	Status	Frequency	Percent
AA or A	Repaid	7565	71,9
	Default	2957	28,1
	Total	10522	100,0
B	Repaid	11724	69,3
	Default	5198	30,7
	Total	16922	100,0
C	Repaid	18071	63,7
	Default	10317	36,3
	Total	28388	100,0

D	Repaid	17854	56,8
	Default	13567	43,2
	Total	31421	100,0
E	Repaid	12862	46,2
	Default	14983	53,8
	Total	27845	100,0
F	Repaid	8466	35,0
	Default	15734	65,0
	Total	24200	100,0
HR	Repaid	5820	43,9
	Default	7424	56,1
	Total	13244	100,0



Διάγραμμα 22: Πιστοληπτική Βαθμολογία-Εξοφλημένα vs Αθετημένα

Όπως είναι αναμενόμενο, τα δάνεια με βαθμολογία F και HR έχουν και τα υψηλότερα ποσοστά αθέτησης. Συγκεκριμένα, το μεγαλύτερο κατέχει η κατηγορία F, με διαφορά περίπου 30% από τα δάνεια με πιστοληπτική διαβάθμιση AA (Πίνακας 36 & Διάγραμμα 22).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΟΙΚΟΝΟΜΕΤΡΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

5.1 Το Λογιστικό Μοντέλο

Στο κλασσικό μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης η εξαρτημένη μεταβλητή είναι συνήθως μια συνεχής μεταβλητή. Όταν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι μια ποιοτική μεταβλητή, τότε η εφαρμογή του μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης εμφανίζει τρία σημαντικά προβλήματα. Πρώτον, το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης δεν εξασφαλίζει ότι οι προβλέψεις του θα βρίσκονται μέσα στο αναμενόμενο σύνολο τιμών, δηλαδή μεταξύ μηδέν και ένα. Δεύτερον, τα κατάλοιπα είναι συνήθως ετεροσκεδαστικά και επομένως καθίσταται προβληματική η εξαγωγή ισχυρών στατιστικών αποτελεσμάτων. Τρίτον, η υπόθεση της γραμμικότητας είναι πιθανό να μην ισχύει οπότε τίθεται υπό αμφισβήτηση η εξαγωγή αξιόπιστων συμπερασμάτων.

Ένα από τα μοντέλα παλινδρόμησης που χρησιμοποιούνται ευρέως στην περίπτωση διωνυμικής εξαρτημένης μεταβλητής είναι το λογιστικό μοντέλο (Logistic Model). Με την προσαρμογή του λογιστικού μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων όπου η εξαρτημένη μεταβλητή είναι ποιοτική, αντιμετωπίζονται πολλές από τις δυσκολίες που παρουσιάζει το κλασσικό γραμμικό μοντέλο.

Έστω μια διωνυμική ποιοτική μεταβλητή (πχ. A ή B), στην οποία αντιστοιχεί η δίτιμη ψευδομεταβλητή Y (πχ. 1 αν A και 0 αν B). Έστω π η πιθανότητα πραγματοποίησης του γεγονότος A της διωνυμικής μεταβλητής, δηλαδή $\pi = P(Y=1)$. Αν υποθεθεί ότι η πιθανότητα π εξαρτάται από k μεταβλητές (παράγοντες πρόβλεψης) X_1, X_2, \dots, X_k , τότε η λογιστική παλινδρόμηση παρουσιάζεται από την εξίσωση:

$$\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + u \quad (5.1)$$

όπου ο όρος $\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right)$ είναι ο λογάριθμος του λόγου των πιθανοτήτων (log-odds ή logit) και u το σφάλμα της παλινδρόμησης.

Η εξίσωση (5.1) οδηγεί στην ερμηνεία των εκτιμημένων συντελεστών μιας λογιστικής παλινδρόμησης. Συγκεκριμένα η εκτίμηση του συντελεστή β_i δηλώνει την αναμενόμενη μεταβολή του λογαρίθμου του λόγου των πιθανοτήτων, $\log\left(\frac{P(Y=1)}{P(Y=0)}\right)$, όταν η X_i μεταβάλλεται κατά μια μονάδα και οι υπόλοιπες εξηγηματικές μεταβλητές παραμένουν σταθερές.

Τα μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης διαφέρουν σημαντικά από τα μοντέλα πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης. Μια από αυτές τις διαφορές έχει να κάνει με την πρόβλεψη. Συγκεκριμένα, επειδή η εξαρτημένη μεταβλητή είναι ονομαστική, συχνά διωνυμική (ναι ή όχι), τότε το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης προσπαθεί να προβλέψει απευθείας το γεγονός. Αντίθετα, το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης προβλέπει την πιθανότητα εμφάνισης μιας από τις δύο περιπτώσεις του γεγονότος (είτε ναι είτε όχι), και αυτή η πιθανότητα πρέπει να είναι μεταξύ 0 και 1. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση της μαθηματικής περιπλοκότητας στη μέθοδο εκτίμησης των συντελεστών του λογιστικού μοντέλου. Η μέθοδος εκτίμησης των μοντέλων λογιστικής παλινδρόμησης που χρησιμοποιείται, συνήθως, είναι αυτή της μέγιστης πιθανοφάνειας, η οποία είναι πιο γενική από την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων που χρησιμοποιείται στα μοντέλα κλασικής γραμμικής παλινδρόμησης με συνεχή εξαρτημένη μεταβλητή.

Από την εκτίμηση της λογιστικής παλινδρόμησης (5.1), προκύπτει η πρόβλεψη της πιθανότητας για οποιαδήποτε παρατήρηση j των εξηγηματικών μεταβλητών $X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jk}$ με τον μαθηματικό τύπο:

$$\hat{\pi}_j = \frac{1}{1 + e^{-(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{j1} + \dots + \hat{\beta}_k X_{jk})}} \quad (5.2)$$

όπου $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k$ είναι οι εκτιμήσεις των συντελεστών της λογιστικής παλινδρόμησης (5.1).

Γενικά ένα προσαρμοσμένο μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί:

(α) για να βοηθήσει στην εξήγηση και κατανόηση των διαφόρων παραγόντων που επηρεάζουν την πιθανότητα ενός γεγονότος,

(β) για να παρέχει προβλέψεις για την πιθανότητα ενός γεγονότος,

(γ) για την δημιουργία ενός κανόνα ταξινόμησης των παρατηρήσεων με βάση την προβλεπόμενη πιθανότητα.

Ο πρώτος στόχος της έρευνας ολοκληρώνεται με την εύρεση των σημαντικότερων μεταβλητών που επηρεάζουν την πιθανότητα αθέτησης εξόφλησης δανείων P2P μετά την εφαρμογή του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης στις παρατηρήσεις της πλατφόρμας Bondora.

Ο δεύτερος στόχος της έρευνας αφορά την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης σε σύγκριση με σύγχρονα μοντέλα μηχανικής εκμάθησης. Για τον σκοπό αυτό, καθορίζεται και εφαρμόζεται στα δεδομένα μια μορφή αλγοριθμικής ταξινόμησης τυχαίου δάσους.

5.2 Το Μοντέλο Μηχανικής Εκμάθησης (Bootstrap Random Forest)

Σύγχρονα εργαλεία τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης αναπτύσσονται και εφαρμόζονται συνεχώς και χρησιμοποιούνται από τους επιστήμονες των δεδομένων στην εξόρυξη, ανάλυση και επεξεργασία ιδιαίτερα σε μεγάλου όγκου παρατηρήσεις.

Ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης με υψηλή δημοτικότητα και εφαρμογές σε πολλούς επιστημονικούς κλάδους είναι ο αλγόριθμος τυχαίου δάσους (Random Forest). Ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά του τυχαίου δάσους είναι ότι μπορεί να χειριστεί ένα σύνολο δεδομένων που περιέχει συνεχείς μεταβλητές, όπως στην περίπτωση της παλινδρόμησης και κατηγορικές μεταβλητές, όπως στην περίπτωση της ταξινόμησης. Για αυτό, το τυχαίο δάσος ως αλγόριθμος μηχανικής μάθησης χρησιμοποιείται ευρέως σε προβλήματα ταξινόμησης και παλινδρόμησης και πολλοί υποστηρίζουν ότι παρέχει καλύτερα αποτελέσματα συγκριτικά με παραδοσιακά μοντέλα παλινδρόμησης.

Ένα δέντρο αποφάσεων είναι ένα απλό, διάγραμμα λήψης αποφάσεων. Ένα τυχαίο δάσος, όπως δηλώνει και η ονομασία του, αποτελείται από ένα καθορισμένο αριθμό δέντρων απόφασης. Πιο αναλυτικά, το τυχαίο δάσος είναι ένα σύνολο δέντρων απόφασης που χτίζονται σε τυχαία δείγματα με διαφορετικές μεθόδους και διαδικασίες. Ο αλγόριθμος Bootstrap Forest (BForest) χρησιμοποιεί πολλά μοντέλα ταξινόμησης με δέντρα απόφασης, βασισμένα σε δεδομένα και υποσύνολα μεταβλητών για τον προσδιορισμό ενός βέλτιστου μοντέλου. Μέσω αυτής της μεθοδολογίας bootstrapping, μπορεί συνήθως να δημιουργηθεί ένα ανώτερο μοντέλο σε σχέση με τις τυπικές μεθόδους κατάτμησης δέντρων αποφάσεων. Στο τέλος της διαδικασίας, ο συνδυασμός μεγάλου αριθμού δέντρων που δημιουργούν τα τυχαία δάση πραγματοποιείται με έναν από δύο τρόπους. Ο πρώτος, που είναι και ο πιο συνηθισμένος, βασίζεται στην ψήφο πλειοψηφίας στην περίπτωση της ταξινόμησης ενώ ο δεύτερος στηρίζεται στον μέσο όρο στην περίπτωση της παλινδρόμησης.

Η προσαρμογή του μοντέλου BForest στις παρατηρήσεις του δείγματος θα παρουσιαστεί παρακάτω στην παράγραφο περί αξιολόγησης των προβλέψεων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

6.1 Η Εκτίμηση του Λογιστικού Μοντέλου

Από την αρχική προσαρμογή του λογιστικού μοντέλου παλινδρόμησης σε ολόκληρο το δείγμα των 152.542 βρέθηκαν και αφαιρέθηκαν οι επεξηγηματικές μεταβλητές των οποίων οι συντελεστές ήταν στατιστικά ασήμαντοι σε επίπεδο 1%. Επομένως, οι μεταβλητές από τις οποίες αποτελείται το τελικό λογιστικό μοντέλο είναι αυτές που επηρεάζουν την πιθανότητα αθέτησης στην πλατφόρμα Bondora.

Η συνάρτηση αυτού του λογιστικού μοντέλου είναι:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1(Age)_i + \beta_2(IncomeTotal)_i + \beta_3(Interest)_i + \beta_4(LoanDuration)_i + \beta_5(NoOfPreviousLoansBeforeLoan)_i + \beta_6(Male)_i + \beta_7(Woman)_i + \beta_8(Primary)_i + \beta_9(Basic)_i + \beta_{10}(Vocational)_i + \beta_{11}(Secondary)_i + \beta_{12}(Tenant, Other)_i + \beta_{13}(AA \text{ or } A)_i + \beta_{14}(B)_i + \beta_{15}(C)_i + \beta_{16}(D)_i + \beta_{17}(E)_i + \beta_{18}(F)_i + \beta_{19}(No)_i + u_i,$$

όπου $Y = \log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right)$ και $\pi = P(Status = 1)$ πιθανότητα αθέτησης εξόφλησης του δανείου.

Η εκτίμηση του παραπάνω μοντέλου παρουσιάζεται στον πίνακα 37.

Πίνακας 37: Αποτελέσματα Λογιστικής Παλινδρόμησης

Term	Estimate	Std Error	ChiSquare	Prob>ChiSq
Intercept	-2,6637343	0,0369427	5199,1	<,0001*
Age	0,02021153	0,0004882	1713,7	<,0001*
IncomeTotal	0,00012573	6,7144e-6	350,64	<,0001*
Interest	0,01757336	0,0005436	1045,0	<,0001*

NoOfPreviousLoansBeforeLoan	0,02518515	0,0026744	88,68	<,0001*
LoanDuration	0,02486222	0,003798	4285,0	<,0001*
Gender[Male]	-0,1260032	0,0099703	159,72	<,0001*
Gender[Woman]	-0,3430333	0,0109789	976,24	<,0001*
Education[Primary]	0,50431195	0,0155752	1048,4	<,0001*
Education[Basic]	-0,4349739	0,0249163	304,76	<,0001*
Education[Vocational]	0,22547391	0,0118232	363,68	<,0001*
Education[Secondary]	-0,0727225	0,0109481	44,12	<,0001*
HomeOwner[Tenant, Other]	0,23288819	0,0060301	1491,6	<,0001*
Rating[AA or A]	-0,2142187	0,0240485	79,35	<,0001*
Rating[B]	-0,2255623	0,0188757	142,80	<,0001*
Rating[C]	-0,0746146	0,0141217	27,92	<,0001*
Rating[D]	0,06430022	0,0124162	26,82	<,0001*
Rating[E]	0,15764422	0,013014	146,73	<,0001*
Rating[F]	0,22621349	0,0180486	157,09	<,0001*
Restructured[No]	-0,5458123	0,0063744	7331,7	<,0001*

Ο σχολιασμός των αποτελεσμάτων της λογιστικής παλινδρόμησης του πίνακα 37 γίνεται στην παράγραφο που ακολουθεί.

6.1.1 Ανάλυση των Αποτελεσμάτων του Λογιστικού Μοντέλου

(α) Μεταβλητές χαρακτηριστικές του δανείου

Το επιτόκιο του δανείου φαίνεται ότι έχει θετική σχέση με την πιθανότητα αθέτησης του δανείου. Επομένως, η αύξηση του επιτοκίου αυξάνει την πιθανότητα αθέτησης του δανείου, διατηρώντας όλα τα υπόλοιπα ίσα. Γενικότερα, μια αύξηση του επιτοκίου υποδηλώνει υψηλότερο κίνδυνο αθέτησης.

Η διάρκεια του δανείου έχει θετική σχέση με την πιθανότητα αθέτησης. Όταν η διάρκεια του δανείου αυξάνεται, γίνεται πιο δύσκολο για τον δανειολήπτη να αποπληρώσει το χρέος. Επομένως, η πιθανότητα αθέτησης θα αυξηθεί όταν αυξάνεται η διάρκεια του δανείου.

Μία από τις πιο σημαντικές μεταβλητές είναι η αξιολόγηση του δανείου. Οι δανειολήπτες με υψηλότερο βαθμό πιστοληπτικής ικανότητας έχουν μικρότερη πιθανότητα αθέτησης.

Τέλος, η μεταβλητή μη-αναδιαρθρωμένο δάνειο έχει αρνητική σχέση με την πιθανότητα αθέτησης. Συγκεκριμένα, η πιθανότητα μειώνεται όταν το δάνειο δεν είναι αναδιαρθρωμένο.

(β) Μεταβλητές χαρακτηριστικές των δανειοληπτών:

Σχετικά με την κατάσταση στέγασης, διαπιστώνεται ότι η πιθανότητα αθέτησης του δανείου αυξάνεται όταν ο δανειολήπτης δεν είναι ιδιοκτήτης κατοικίας.

Η ηλικία του δανειολήπτη συνδέεται θετικά με την πιθανότητα αθέτησης. Αυτό σημαίνει ότι δανειολήπτες μεγαλύτερης ηλικίας έχουν περισσότερες πιθανότητες να μην αποπληρώσουν το δάνειό τους.

Το συνολικό μηνιαίο εισόδημα των δανειοληπτών σχετίζεται, επίσης, θετικά με την αθέτηση των δανείων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι όσο αυξάνεται το εισόδημά τους, το ίδιο συμβαίνει και στην πιθανότητα αθέτησης.

Αναφορικά με την μεταβλητή του αριθμού προηγούμενων δανείων, αποφαινόμαστε με βάση τον παραπάνω πίνακα, ότι όσα περισσότερα είναι αυτά, τόσο μεγαλύτερη η πιθανότητα αθέτησης του νέου δανείου.

Όταν το φύλο του δανειολήπτη δηλώνεται, τότε η πιθανότητα αθέτησης του δανείου μειώνεται. Η περίπτωση, ωστόσο, που ο δανειολήπτης αποφεύγει να το δηλώσει συνήθως συνδέεται με υψηλό κίνδυνο αθέτησης.

Η τελευταία μεταβλητή που αφορά τον δανειολήπτη και ήταν στατιστικά σημαντική είναι το επίπεδο εκπαίδευσης. Από τα αποτελέσματα της λογιστικής παλινδρόμησης βλέπουμε ότι αυξημένη πιθανότητα αθέτησης έχουν οι δανειολήπτες με επαγγελματική και πρωτοβάθμια εκπαίδευση, ενώ εκείνοι με βασική και δευτεροβάθμια συνοδεύονται από μικρότερο κίνδυνο αθέτησης.

6.1.2 Υπολογισμός του Λόγου των Πιθανοτήτων

Από τις εκτιμήσεις των συντελεστών του λογιστικού μοντέλου υπολογίζονται οι λόγοι των πιθανοτήτων, οι οποίοι παρουσιάζονται στο παράρτημα Α.

(i) Ποσοτικές Μεταβλητές

Από την εκτίμηση του λόγου πιθανότητας για την ηλικία συμπεραίνεται ότι μια αύξηση της ηλικίας των δανειοληπτών κατά 10 έτη, θα αυξήσει την πιθανότητα αθέτησης του δανείου κατά 2% περίπου.

Για την ποσοτική μεταβλητή “επιτόκιο”, μια αύξησή της κατά 10%, αυξάνει την πιθανότητα αθέτησης κατά περίπου 1,8%.

Επιπλέον, μια αύξηση στον αριθμό των προηγούμενων δανείων κατά 10 δάνεια, θα οδηγήσει σε μια αύξηση της πιθανότητας αθέτησης της τάξης του 2,6%.

Αντίστοιχη αύξηση του κινδύνου αθέτησης, δηλαδή περίπου 2,5%, θα βλέπαμε αν αυξάναμε την διάρκεια του δανείου αντίστοιχα κατά 10 μήνες.

(ii) Ποιοτικές Μεταβλητές

Η πιθανότητα αθέτησης για τους άνδρες είναι μεγαλύτερη κατά 1,24 απ’ ότι στις γυναίκες. Ακόμη, οι δανειολήπτες που δεν έχουν προσδιορίσει το φύλο έχουν 81% μεγαλύτερη πιθανότητα αθέτησης σε σχέση με τους άνδρες δανειολήπτες. Ομοίως, η

πιθανότητα αθέτησης για τους δανειολήπτες που δεν έχουν προσδιορίσει το φύλο σε σχέση με τις γυναίκες, είναι σχεδόν 2,3 φορές υψηλότερη.

Συγκριτικά με τους δανειολήπτες που διαθέτουν βασική εκπαίδευση, εκείνοι με επαγγελματική έχουν 94% μεγαλύτερη πιθανότητα να αθετήσουν τα δάνειά τους, εκείνοι με δευτεροβάθμια 44% , με πρωτοβάθμια 156% και οι δανειολήπτες με ανώτερη 24%, αντίστοιχα. Ακόμη, οι δανειολήπτες με πρωτοβάθμια εκπαίδευση εμφανίζουν αυξημένη πιθανότητα αθέτησης κατά 1,3 φορές σε σχέση με τους δανειολήπτες επαγγελματικής εκπαίδευσης, 2,1 φορές συγκριτικά με τους δανειολήπτες ανώτερης εκπαίδευσης και 1,8 φορές, σε σχέση με αυτούς της δευτερεύουσας. Τέλος, υψηλότερη πιθανότητα αθέτησης κατά 35% σε σχέση με τους δανειολήπτες δευτεροβάθμιας και 56% σε σύγκριση με αυτούς της ανώτερης, έχουν οι δανειολήπτες με επαγγελματική εκπαίδευση.

Σύμφωνα με τον υπολογισμό του λόγου των πιθανοτήτων για την ποιοτική μεταβλητή του είδους ιδιοκτησίας της οικίας, οι δανειολήπτες που δεν είναι ιδιοκτήτες έχουν 1,59 φορές μεγαλύτερο κίνδυνο αθέτησης των δανειακών τους υποχρεώσεων.

Για την αξιολόγηση των δανείων, διαπιστώνεται ότι χαμηλότερες βαθμολογίες έχουν υψηλότερη πιθανότητα αθέτησης σε σχέση με τις υψηλότερες βαθμολογίες. Ενδεικτικά, τα δάνεια με αξιολόγηση D έχουν περίπου 34% μεγαλύτερη πιθανότητα αθέτησης σε σχέση με τα δάνεια που έχουν αξιολόγηση B.

Τέλος, τα αναδιαρθρωμένα δάνεια έχουν περίπου 198% υψηλότερη πιθανότητα αθέτησης σε σχέση με τα μη-αναδιαρθρωμένα δάνεια.

6.2 Σύγκριση της Πρόβλεψης των Μοντέλων

Για να μετρήσουμε την προβλεπτική ικανότητα του λογιστικού μοντέλου το συγκρίναμε με το μοντέλο μηχανικής εκμάθησης BForest. Η διαδικασία της αξιολόγησης των προβλέψεων περιλαμβάνει τρία στάδια.

(1ο) Αρχικά γίνεται ένας τυχαίος διαχωρισμός του συνολικού δείγματος σε δύο υποσύνολα. Το πρώτο υποσύνολο ονομάζεται δείγμα εκπαίδευσης (Training sample) και αποτελείται από το 75% των παρατηρήσεων (114.407 παρατηρήσεις). Το δεύτερο υποσύνολο περιλαμβάνει το υπόλοιπο 25% των παρατηρήσεων (38.135 παρατηρήσεις) και καλείται δείγμα ελέγχου (Test sample). Η διαδικασία διαχωρισμού έγινε με την μέθοδο της στρωματοποιημένης τυχαίας δειγματοληψίας χρησιμοποιώντας την εξαρτημένη μεταβλητή Status ως δείκτη διαστρωμάτωσης.

(2ο) Γίνεται εκτίμηση του λογιστικού μοντέλου και του μοντέλου μηχανικής εκμάθησης χρησιμοποιώντας μόνο τις παρατηρήσεις του δείγματος εκπαίδευσης.

(3ο) Χρησιμοποιώντας τις εκτιμήσεις των μοντέλων εξετάζουμε την προσαρμογή τους στις παρατηρήσεις του δείγματος ελέγχου. Έτσι υπολογίζονται διάφοροι δείκτες μέτρησης της ακρίβειας των προβλέψεων οι οποίοι βοηθούν στην εξαγωγή συμπερασμάτων για την προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων.

Στις επόμενες παραγράφους παρουσιάζονται και σχολιάζονται τα μέτρα αξιολόγησης των προβλέψεων των μοντέλων, όπως υπολογίστηκαν με την χρήση των παρατηρήσεων του δείγματος ελέγχου.

6.2.1 Μέτρα Πρόβλεψης των Μοντέλων

Γνωστοί δημοφιλείς αριθμητικοί δείκτες αξιολόγησης της προβλεπτικής ικανότητας είναι η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και το μέσο απόλυτο σφάλμα ή η μέση απόλυτη απόκλιση (MAD).

Ένας σημαντικός δείκτης που χρησιμοποιείται στην περίπτωση κατηγορικών προβλέψεων είναι το ποσοστό λάθους ή ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης (MR). Ο δείκτης MR είναι ένα μέτρο που δείχνει το ποσοστό των παρατηρήσεων που προβλέφθηκαν εσφαλμένα από κάποιο μοντέλο. Ακόμη, ο δείκτης MR συνδέεται με τον δείκτη ακρίβειας πρόβλεψης και υπολογίζεται από τον πίνακα σύγχυσης, ο οποίος παρουσιάζεται στην επόμενη παράγραφο.

Πίνακας 38: Δείγμα Ελέγχου: Μέτρα Πρόβλεψης

	RMSE	MAD	MR
Logistic	0,4523	0,4103	0,3238
BForest	0,4462	0,4160	0,3068

Από τις τιμές των δεικτών πρόβλεψης του πίνακα 38, βλέπουμε ότι σύμφωνα με τους δείκτες RMSE και MR το μοντέλο μηχανικής εκμάθησης BForest παρουσιάζει καλύτερη προβλεπτική ικανότητα από το λογιστικό μοντέλο. Σύμφωνα, όμως, με τον δείκτη MAD το αντίθετο φαίνεται να ισχύει. Δηλαδή, το μοντέλο BForest έχει χειρότερη δυνατότητα σωστών προβλέψεων συγκριτικά με το λογιστικό μοντέλο.

6.2.2 Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix)

Οι πίνακες σύγχυσης βοηθούν στην ανάλυση της πρόγνωσης και μπορούν να αποτελέσουν αποτελεσματικά εργαλεία για την αξιολόγηση των προβλέψεων των μοντέλων.

Όταν εξετάζουμε τις προβλέψεις ποιοτικών μεταβλητών, ένας χρήσιμος τρόπος για να συνοψίσουμε την αποτελεσματικότητα των μοντέλων είναι να κάνουμε μια τακτοποίηση των πραγματικών και των προβλεπόμενων κατηγοριών της ποιοτικής μεταβλητής. Η τακτοποίηση αυτή αφορά την δημιουργία ενός πίνακα ο οποίος ονομάζεται πίνακας σύγχυσης. Οι γραμμές του πίνακα αντιπροσωπεύουν τις μετρήσεις των πραγματικών περιπτώσεων σε κάθε κατηγορία. Αντίθετα, οι στήλες του πίνακα σύγχυσης αντιπροσωπεύουν τις μετρήσεις των περιπτώσεων σε κάθε προβλεπόμενη κατηγορία.

Από τον πίνακα σύγχυσης μπορούν να προκύψουν διάφορα μέτρα προβλεπτικής αποτελεσματικότητας των μοντέλων. Ένας σημαντικός δείκτης αξιολόγησης της προβλεπτικής ικανότητας είναι η ακρίβεια (RR). Η ακρίβεια είναι το ποσοστό με το οποίο οι προβλέψεις αποδεικνύονται σωστές. Η ακρίβεια υπολογίζεται από το άθροισμα των στοιχείων της κύριας διαγωνίου του πίνακα σύγχυσης, διαιρούμενο με το συνολικό αριθμό των περιπτώσεων.

Ένας άλλος δείκτης αξιολόγησης των προβλέψεων είναι το ποσοστό σφάλματος (ER). Το ποσοστό σφάλματος είναι το ποσοστό με το οποίο οι προβλέψεις αποδεικνύονται λανθασμένες. Υπενθυμίζεται ότι το ποσοστό σφάλματος είναι το ίδιο όπως το ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης (MR). Το ποσοστό σφάλματος υπολογίζεται από το άθροισμα των στοιχείων της μικρής διαγωνίου του πίνακα σύγκρισης, διαιρούμενο με το συνολικό αριθμό των περιπτώσεων. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι το άθροισμα των δεικτών ακρίβειας και του ποσοστού σφάλματος ισούται με την μονάδα.

Χρησιμοποιώντας A και P για τον συμβολισμό των πραγματικών και προβλεπόμενων κατηγοριών, αντίστοιχα, για την εξαρτημένη μεταβλητή Status, οι πίνακες σύγκρισης των μοντέλων παρουσιάζονται παρακάτω.

Πίνακας 39: Πίνακας Σύγκρισης (Αριθμοί), Δείγμα Ελέγχου

Status	Logistic		BF	
	P-Repaid	P-Default	P-Repaid	P-Default
A-Repaid	15110	5480	15053	5537
A-Default	6870	10675	6164	11381

Για την αθέτηση εξόφλησης δανείου, ο πίνακας σύγκρισης 39 δείχνει ότι το μοντέλο BForest πραγματοποίησε στις παρατηρήσεις του δείγματος ελέγχου 706 (11381-10675) περισσότερες σωστές προβλέψεις σε σύγκριση με το λογιστικό μοντέλο.

Πίνακας 40: Πίνακας Σύγκρισης (Ποσοστά), Δείγμα Ελέγχου

Status	Logistic		BF	
	P-Repaid	P-Default	P-Repaid	P-Default
A-Repaid	0,734	0,266	0,731	0,269
A-Default	0,392	0,608	0,351	0,649

Από τον πίνακα 40, διαπιστώνεται ότι το BForest μοντέλο προβλέπει καλύτερα από το λογιστικό μοντέλο την πιθανότητα αθέτησης. Συγκεκριμένα, στο δείγμα ελέγχου τα ποσοστά των σωστών προβλέψεων για την αθέτηση δανείου είναι 64,9% για το BForest μοντέλο,

έναντι 60,8% του λογιστικού μοντέλου. Επομένως, συμπεραίνεται ότι το BForest μοντέλο παρουσιάζει υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης της αθέτησης δανείων από το λογιστικό μοντέλο.

6.2.3 Καμπύλη ROC (Receiver Operating Characteristic)



Ένα χρήσιμο εργαλείο για την πρόβλεψη της πιθανότητας ενός δυαδικού αποτελέσματος είναι η καμπύλη Receiver Operating Characteristic ή καμπύλη ROC.

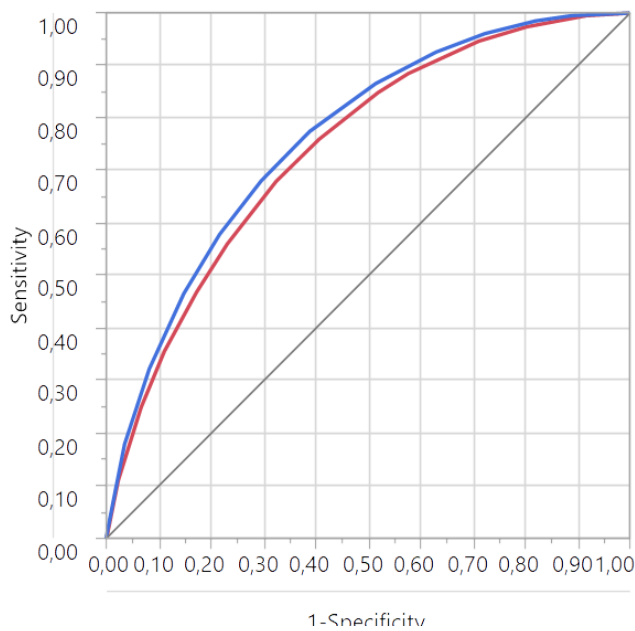
Η καμπύλη ROC χρησιμοποιείται για τη σύγκριση των προβλέψεων. Είναι μια γραφική παράσταση του ποσοστού λανθασμένων προβλέψεων (άξονας x, με την ονομασία 1-Specificity), έναντι του ποσοστού σωστών προβλέψεων (άξονας y, με την ονομασία Sensitivity), για έναν αριθμό διαφορετικών τιμών μεταξύ 0 και 1.

Στο διάγραμμα της ROC, ένα μοντέλο με καλές προβλέψεις θα πρέπει να φτάνει όσο το δυνατόν πιο κοντά στην επάνω αριστερή γωνία. Αυτή η γωνία αντιστοιχεί στην περίπτωση άριστων (100% σωστών) προβλέψεων. Η διαγώνιος του διαγράμματος παρουσιάζει τις τυχαίες προβλέψεις. Φυσιολογικά θα πρέπει, για ένα μοντέλο, όλα τα σημεία της καμπύλης ROC να βρίσκονται πάνω από αυτή τη διαγώνιο, καθώς τα σημεία κάτω από τη διαγώνιο δείχνουν χειρότερη ικανότητα πρόβλεψης από την τυχαία.

Η περιοχή (το εμβαδόν) κάτω από την καμπύλη ROC ονομάζεται AUC και είναι ένα μέτρο που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας (Agarwal & Taffler, 2008). Όσο μεγαλύτερη είναι η περιοχή κάτω από την καμπύλη, τόσο υψηλότερη είναι η προβλεπτική ακρίβεια του μοντέλου. Τιμή της AUC ίση με 1, υποδηλώνει ότι το μοντέλο παρέχει άριστες προβλέψεις, ενώ αν η τιμή της AUC ισούται με το 0,5, αυτό σημαίνει τελείως τυχαίες προβλέψεις (Sobehart & Keenan, 2001).

Παρακάτω παρουσιάζονται τα γραφήματα των καμπυλών ROC (Διάγραμμα 23) μαζί με τις τιμές AUC των δύο μοντέλων αναφορικά με τις προβλέψεις της πιθανότητας αθέτησης για τις παρατηρήσεις του δείγματος ελέγχου.

	Predictor	AUC
	Logistic	0,7436
	BForest	0,7638



Διάγραμμα 23: Καμπύλη ROC

Από τις καμπύλες ROC και τις τιμές της AUC διαπιστώνεται ότι το BForest μοντέλο παρέχει καλύτερες προβλέψεις από το λογιστικό μοντέλο. Ωστόσο, σύμφωνα με τους Iyer et al. (2009), ένας γενικός κανόνας είναι ότι μια AUC 0,6 ή μεγαλύτερη πιστεύεται ότι είναι κατάλληλη σε μοντέλα με ελλιπείς πληροφορίες, ενώ μια AUC 0,7 ή μεγαλύτερη είναι ο στόχος των εμπλουτισμένων μοντέλων. Επομένως, τα δύο μοντέλα έχουν αρκετά ικανοποιητική προβλεπτική ικανότητα, εφόσον η AUC ξεπερνά και στα δύο το 0,7.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ, ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

Σε αυτή την έρευνα, εφόσον αναλύσαμε το θεωρητικό υπόβαθρο του ομότιμου δανεισμού, το σημείο ενδιαφέροντος ήταν η εύρεση των προσδιοριστικών παραγόντων της αθέτησης των δανείων P2P και στην συνέχεια, η εύρεση ενός μοντέλου με επαρκή προβλεπτική ικανότητα.

Για να πετύχουμε τον πρώτο στόχο, αναπτύξαμε πρώτα μια σταθερή θεωρητική βάση με την υπάρχουσα βιβλιογραφία σχετικά με το θέμα. Παλαιότερες έρευνες έχουν ασχοληθεί με αυτό ερευνώντας είτε μεμονωμένα παράγοντες που αφορούν τα χαρακτηριστικά του δανείου, είτε μόνο μεταβλητές σχετικές με τον δανειολήπτη, είτε άλλους μακροοικονομικούς παράγοντες. Η παρούσα εργασία εμπλουτίζει τις προηγούμενες, καθώς συγκέντρωσε μεταβλητές διαφορετικών κατηγοριών σε μία έρευνα, δεδομένου ότι αυτή διενεργήθηκε συμπεριλαμβάνοντας 16 μεταβλητές από ένα σύνολο δεδομένων της πλατφόρμας Bondora, για την χρονική περίοδο 2009 - μέσα 2022.

Για να δοθεί απάντηση στο πρώτο ερευνητικό ερώτημα, δηλαδή ποιες μεταβλητές επηρεάζουν τον κίνδυνο αθέτησης ενός δανείου, χρησιμοποιήθηκε ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης, που είναι κατάλληλο για την παροχή προβλέψεων της πιθανότητας ενός γεγονότος. Από την ανάλυση των αποτελεσμάτων της εκτίμησής του, αναφορικά με τις μεταβλητές χαρακτηριστικές του δανείου, βρέθηκε ότι το επιτόκιο και η διάρκεια σχετίζονται θετικά με την πιθανότητα αθέτησης. Αντίθετα, η μεταβλητή μη-αναδιαρθρωμένο δάνειο, καθώς και δάνεια με υψηλή βαθμολογία (AA or A, B & C), είχαν αρνητική συσχέτιση με τον κίνδυνο αθέτησης αποπληρωμής. Από τις μεταβλητές χαρακτηριστικές των δανειοληπτών, δανειολήπτες που δεν είναι ιδιοκτήτες της οικίας όπου διαμένουν, καθώς και εκείνοι που δεν δηλώνουν το φύλο τους, σχετίζονται θετικά με την πιθανότητα αθέτησης. Ακόμη, θετική σχέση είχαν η ηλικία, το εισόδημα και ο αριθμός προηγούμενων δανείων. Τέλος, για την μεταβλητή εκπαίδευση μικρότερο κίνδυνο αθέτησης παρουσίασαν οι δανειολήπτες που είχαν βασική ή δευτεροβάθμια εκπαίδευση.

Επιπλέον, η παρούσα έρευνα συνεισφέρει ακόμη περισσότερο στην προϋπάρχουσα βιβλιογραφία, καθώς πραγματοποιήθηκε συνδυαστικά με τον καθορισμό των προσδιοριστικών παραγόντων, την ικανοποιητική πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης. Για να απαντήσουμε, λοιπόν, στο δεύτερο ερευνητικό ερώτημα, μετρήσαμε την προβλεπτική ικανότητα του λογιστικού μοντέλου, μέσω σύγκρισης με το μοντέλο μηχανικής εκμάθησης BForest. Τα τρία βήματα της διαδικασίας ήταν ο τυχαίος διαχωρισμός του δείγματος, η μετέπειτα εκτίμηση των δύο μοντέλων και τέλος, ο υπολογισμός μέτρων αξιολόγησης των προβλέψεων των μοντέλων. Με βάση τα μέτρα πρόβλεψης, τον πίνακα σύγχυσης και την καμπύλη ROC, φάνηκε ότι το λογιστικό μοντέλο είχε σχετικά καλή προβλεπτική ικανότητα.

Ωστόσο, και τα τρία μέτρα ανέδειξαν ως καλύτερο τον αλγόριθμο τυχαίου δάσους, απαντώντας έτσι και στο τρίτο και τελευταίο ερευνητικό ερώτημα, του κατά πόσο ένας τέτοιος αλγόριθμος μπορεί να υπερτερεί του παραδοσιακού μοντέλου. Συγκεκριμένα, με βάση τα μέτρα πρόβλεψης, δύο στους τρεις δείκτες παρουσίαζαν τον αλγόριθμο μηχανικής εκμάθησης ως καλύτερο προβλεπτικό μέσο. Στο ίδιο αποτέλεσμα κατέληγε και ο πίνακας σύγχυσης, καθώς και η καμπύλη ROC.

Συνοψίζοντας, υπήρχαν ορισμένοι περιορισμοί σε αυτή τη μελέτη. Πρώτα απ' όλα, επικεντρώνεται σε δεδομένα μίας πλατφόρμας, της Bondora, που έχει έδρα στην Εσθονία. Θα μπορούσε να διερευνηθεί μια σύγκριση μεταξύ διαφορετικών πλατφορμών P2P, για παράδειγμα με την Lending Club, που βρίσκεται στις ΗΠΑ. Η μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να εξετάσει πλατφόρμες P2P από άλλες οικονομίες για να παρέχει βαθύτερες γνώσεις σχετικά με οικονομικούς καθοριστικούς παράγοντες ή προβλέψεις αποτελεσμάτων μέσα στην FinTech. Ένας, επίσης, σημαντικός περιορισμός ήταν ότι το πλήρες σύνολο δεδομένων περιελάμβανε «τρέχοντα» δάνεια που εξακολουθούν να πληρώνονται και παραμελούνται από αυτήν τη μελέτη. Αυτά τα δάνεια και η ένταξη τους σε μελλοντική έρευνα, παρουσιάζει ενδιαφέρον, καθώς η FinTech αλλάζει γρήγορα με την πάροδο του χρόνου.

Επιπλέον, αυτή η έρευνα θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει εναλλακτικούς δείκτες αναφοράς, όπως τη διεξαγωγή μιας οικονομετρικής έρευνας μέσω της καμπύλης ROC με όλες τις διαθέσιμες μεταβλητές και όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες, για μεγαλύτερη σύγκριση. Τέλος, μια μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να εστιάσει στο μέγιστο ποσό

έκθεσης των loan originator σε μία χώρα, σε σχέση με το συνολικό ποσοστό έκθεσης σε όλες τις άλλες. Ειδικότερα, να εξετάσει, ως μεταβλητή, τον μέγιστο αριθμό δανείων που μπορεί να καλύψει με τα συνολικά της έσοδα από τα υπόλοιπα δάνεια λοιπών χωρών, σε περίπτωση αθέτησής τους λόγω έκτακτου γεγονότος (π.χ. πόλεμος).

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ξένη

Bester. (1985). Screening vs. Rationing in Credit Markets with Imperfect Information. *The American Economic Review* Vol. 75, No. 4, pp. 850-855.

Chen, C. W., Dong, M. C., Liu, N., & Sriboonchitta, S. (2019). Inferences of default risk and borrower characteristics on P2P lending. *The North American Journal of Economics and Finance*, 50, 101013.

Chen, X., Huang, B., & Ye, D. (2019). Gender gap in peer-to-peer lending: Evidence from China. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 112, 105633.

Dorfleitner, G., Priberny, C., Schuster, S., Stoiber, J., Weber, M., Castro, I., & Kammler, J. (2016). Description-text related soft information in peer-to-peer lending – Evidence from two leading European platforms. *Journal of Banking & Finance* 64, pp. 169-187.

Duarte, J., Siegel, S., & Young, L. (2012). Trust and Credit: The Role of Appearance in Peer-to-peer Lending. *The Review of Financial Studies*, pp. 2456-2483.

Emekter, R., Tu, Y., Jirasakuldech, B., & Lu, M. (2015). Evaluating credit risk and loan performance in online peer-to-peer (p2p) lending. *Applied economics*, 54-70.

Fawcett, T. (2006, June). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27, 8, pp. 861–874.

Freedman, S., & Jin, G. (2017, March). The information value of online social networks: Lessons from peer-to-peer lending. *International Journal of Industrial Organization* Vol. 51, pp. 185-222.

Gao, Q., & Lin, M. (2013). Linguistic Features and Peer-to-Peer Loan Quality: A Machine. *SSRN Electronic Journal*.

Ge, R., Feng, J., Gu, B., & Zhang, P. (2017, August 17). Predicting and Deterring Default with Social Media Information in Peer-to-Peer Lending. *Journal of Management Information Systems*, pp. 401-424.

Goh, K.Y.; Heng, C.S.; & Lin, Z.J. (2013, March) Social media brand community and consumer behavior: Quantifying the relative impact of user- and marketer-generated content. *Information Systems Research*, 24, 1, pp. 88–107.

Iyer, R., Khwaja, A. I., Luttmer, E. F., & Shue, K. (2009). Screening in new credit markets: Can individual lenders infer borrower creditworthiness in peer-to-peer lending? *Management Science*.

Iyer, R.; Khwaja, A.I.; Luttmer, E.F.; & Shue, K. (2015, June) Screening peers softly: Inferring the quality of small borrowers. *Management Science*, 62, 6, pp. 1554–1577.

Jin, Y., & Zhu, Y. (2015). A data-driven approach to predict default risk of the loan for online peer-to-peer (P2P) lending. *Fifth International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, (pp. 609-613). IEEE.

Lee, C., Chen, M., & Hsieh, K. (2012). Industry herding and market states: evidence from Chinese stock markets. *Quantitative Finance*, Vol. 13, 7, pp. 1091-1113.

Lin, M., Prabhala, N. R., & Viswanathan, S. (2013). Judging borrowers by the company they keep: friendship networks and information asymmetry in online Peer-to-Peer Lending. *Management Science*, pp. 17-35.

Lin, M., Viswanathan, S., (2016). Home Bias in Online Investments: An Empirical Study of an Online Crowdfunding Market. *Management Science*, Vol. 62, 5, pp. 1225-1531.

Lin, X., Li, X., & Zheng, Z. (2017). Evaluating borrower's default risk in peer-to-peer lending: evidence from a lending platform in China. *Applied Economics*, 49(35), 3538-3545.

Michels, J. (2012, July). Do Unverifiable Disclosures Matter? Evidence from Peer-to-Peer Lending. *The Accounting Review*, Vol. 87, No. 4, pp. 1385-1413.

Nigmonov, A., & Shams, S. (2021). COVID-19 pandemic risk and probability of loan default: evidence from marketplace lending market. *Financial Innovation*, Vol. 7, 83

Nigmonov, A., Shams, S., & Alam, K. (2022). Macroeconomic determinants of loan defaults: Evidence from the U.S. peer-to-peer lending market. *Research in International Business and Finance* 59, 11516, pp. 1-13.

Polena, M., & Regner, T. (2016). Determinants of borrowers' default in P2P lending. *Jena Economic Research Papers*, No. 2016-023.

Polena, M., & Regner, T. (2018). Determinants of Borrowers' Default in P2P lending under Consideration of the Loan Risk Class. *MDPI Games*.

Serrano-Cinca, C., Gutiérrez-Nieto, B., & López-Palacios, L. (2015). Determinants of Default in P2P Lending. *Plos One*, pp. 1-22.

Stiglitz, J., & Weiss, A. (1992). Asymmetric Information in Credit Markets and Its Implications for Macro-Economics. *Oxford Economic Papers*, Vol. 44, No. 4, Special Issue on Financial Markets, Institutions and Policy, pp. 694-724.

Suryono, R., Purwandari, B., & Budi, I., (2019). Peer to Peer (P2P) Lending Problems and Potential Solutions: A Systematic Literature Review. *Procedia Computer Science* 161, pp. 204–214

Xia, Y., He, L., Li, Y., Liu, N., & Ding, Y. (2019, July 29). Predicting loan default in peer-to-peer lending using narrative data. *Journal of forecasting*, Vol. 39, 2, pp. 260-280.

Yum, H., Lee, B., & Chae, M. (2012). From the wisdom of crowds to my own judgment in microfinance through online peer-to-peer lending platforms. *Electronic Commerce Research and Applications*, 11(5), 469-483.

Ηλεκτρονικές πηγές

Ελληνική

Sterg. (2022, 4 Αυγούστου). P2P Lending: Οδηγός Επένδυσης για Αρχαρίους [Ελλάδα 2022] – Αξίζει;. Από την ιστοσελίδα The Money Minority:
<https://www.moneyminority.com/p2p-lending/>

Στουπάκης, Κ. (2020, 2 Φεβρουαρίου). Peer To Peer Lending: Η Νέα Τάση στα Δάνεια. Από την ιστοσελίδα Our Wallet: <https://www.ourwallet.gr/p2p-lending/>

Ξένη

Bondora our products. (2022). Retrieved from Bondora:
<https://www.bondora.com/en/our-products>

Bondora public reports. (2022). Retrieved from Bondora:
<https://www.bondora.com/el/public-reports>

Finger, R. (2013, May 30). Banks Are Not Lending Like They Should, And With Good Reason. Retrieved from Forbes:
<http://www.forbes.com/sites/richardfinger/2013/05/30/banks-are-not-lending-like-they-should-and-with-good-reason/#348fd0fe44b1>

Money helper. (2022). Peer to peer lending: what you need to know. Retrieved from:
<https://www.moneyhelper.org.uk/en/savings/investing/peer-to-peer-lending-what-you-need-to-know/>

P2PEmpire. (2022). P2p Lending Platform Comparison. Retrieved from:
<https://p2pempire.com/en/comparison>

P2PEmpire. (2022). Stocks Vs P2p Lending - Which Asset Class Is Better? Retrieved from: <https://p2pempire.com/en/comparison/p2p-lending-vs-stocks>

P2PMarketdata. (2022). Direct Marketplace Lending, & Resale Marketplace Lending. Retrieved from P2Pmarketdata: <https://p2pmarketdata.com/glossary/>

Powell, F. (2022, July 18). Crypto Lending: Earn Money From Your Crypto Holdings. Retrieved from Forbes: <https://www.forbes.com/advisor/investing/cryptocurrency/crypto-lending/>

Precedence Research. (2022). Peer to Peer (P2P) Lending Market Size, Report 2022-2030. Retrieved from: <https://www.precedenceresearch.com/peer-to-peer-lending-market>

Robbins, N. (2012, January 19). When Should I Use Logarithmic Scales in My Charts and Graphs? Retrieved from Forbes: <https://www.forbes.com/sites/naomirobbins/2012/01/19/when-should-i-use-logarithmic-scales-in-my-charts-and-graphs/?sh=657d70125e67>

Rose, J. (2022, April 21). Peer-to-Peer Lending 101. Retrieved from Good Financial Cents: <https://www.goodfinancialcents.com/peer-to-peer-lending/>

Schmidt, J. (2020, October 17). P2P Lending Explained: Business Models, Definitions & Statistics. Retrieved from P2Pmarketdata: <https://p2pmarketdata.com/articles/p2p-lending-explained/#peer-to-peer-lending-business-models>

Simon, A. (2022). Why Banks Should Partner with P2P Platforms Like Uber. Retrieved from FINCA: <https://www.fincaimpact.com/news-insights/andree-simon-banks-should-partner-with-p2p-platforms-fintech-trends/>

Swaper. (2021, April 26). 5 Types of P2P Loans, Explained. Retrieved from: <https://swaper.com/blog/en/p2p-loans/>

Swaper. (2021, May 24). P2P Lending vs Cryptocurrency: Which Investment is Right For You?. Retrieved from: <https://swaper.com/blog/en/p2p-lending-vs-crypto-currency/>

Verified Market Research. (2021, June). Peer to Peer (P2P) Lending Market Size And Forecast. Retrieved from: <https://www.verifiedmarketresearch.com/product/peer-to-peer-p2p-lending-market/>

Zopa. (2016). Our Story. Retrieved from Zopa: <https://www.zopa.com/about/our-story>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

Εκτιμήσεις του λόγου πιθανοτήτων (Odds Ratio)

Ποσοτικές Μεταβλητές

Term	Odds Ratio	Lower 95%	Upper 95%	Reciprocal
Age	1,020417	1,019441	1,021394	0,9799914
IncomeTotal	1,000126	1,000113	1,000139	0,9998743
Interest	1,017729	1,016645	1,018814	0,9825802
NoOfPreviousLoansBeforeLoan	1,025505	1,020144	1,030895	0,9751293
LoanDuration	1,025174	1,024411	1,025937	0,9754443

Φύλο

Level 1	/Level 2	Odds Ratio	Prob>Chisq	Lower 95%	Upper 95%
Woman	Male	0,8049058	<0,0001*	0,7852171	0,8250882
Undefined	Male	1,813103	<0,0001*	1,7254796	1,905176
Undefined	Woman	2,2525654	<0,0001*	2,1385655	2,3726423
Male	Woman	1,2423814	<0,0001*	1,2119917	1,2735351
Male	Undefined	0,5515407	<0,0001*	0,5248859	0,579549
Woman	Undefined	0,4439383	<0,0001*	0,421471	0,4676032

Μόρφωση

Level 1	/Level 2	Odds Ratio	Prob>Chisq	Lower 95%	Upper 95%
Basic	Primary	0,3909069	<0,0001*	0,3649912	0,4186628
Vocational	Primary	0,7566624	<0,0001*	0,7266964	0,7878641
Vocational	Basic	1,9356589	<0,0001*	1,8162659	2,0629003
Secondary	Primary	0,5615612	<0,0001*	0,5402628	0,5836993

Secondary	Basic	1,43656	<0,0001*	1,349474	1,5292659
Secondary	Vocational	0,7421555	<0,0001*	0,720545	0,7644142
Higher	Primary	0,4836463	<0,0001*	0,4639627	0,504165
Higher	Basic	1,2372417	<0,0001*	1,1600055	1,3196205
Higher	Vocational	0,6391837	<0,0001*	0,6190358	0,6599874
Higher	Secondary	0,8612531	<0,0001*	0,8354756	0,8878259
Primary	Basic	2,5581538	<0,0001*	2,3885573	2,7397924
Primary	Vocational	1,3215933	<0,0001*	1,2692544	1,3760904
Basic	Vocational	0,5166199	<0,0001*	0,4847544	0,5505802
Primary	Secondary	1,7807498	<0,0001*	1,7132109	1,8509512
Basic	Secondary	0,6961074	<0,0001*	0,6539085	0,7410295
Vocational	Secondary	1,3474265	<0,0001*	1,3081913	1,3878384
Primary	Higher	2,0676266	<0,0001*	1,9834777	2,1553455
Basic	Higher	0,8082495	<0,0001*	0,7577936	0,8620649
Vocational	Higher	1,5644954	<0,0001*	1,5151804	1,6154155
Secondary	Higher	1,1610989	<0,0001*	1,126347	1,196923

Αξιολόγηση Δανείου

Level 1	/Level 2	Odds Ratio	Prob>Chisq	Lower 95%	Upper 95%
B	AA or A	0,9887205	0,6983	0,9335992	1,0470963
C	AA or A	1,1498185	<0,0001*	1,0892817	1,2137195
C	B	1,1629358	<0,0001*	1,1126926	1,2154477
D	AA or A	1,3211716	<0,0001*	1,2500952	1,3962892
D	B	1,3362437	<0,0001*	1,2777312	1,3974358
D	C	1,1490263	<0,0001*	1,1086161	1,1909094
E	AA or A	1,4504341	<0,0001*	1,3656411	1,5404919
E	B	1,4669809	<0,0001*	1,3961275	1,5414302

E	C	1,2614462	<0,0001*	1,2121758	1,3127192
E	D	1,0978393	<0,0001*	1,0588069	1,1383106
F	AA or A	1,5533784	<0,0001*	1,4465004	1,6681533
F	B	1,5710996	<0,0001*	1,4778653	1,6702158
F	C	1,3509771	<0,0001*	1,2830472	1,4225036
F	D	1,1757583	<0,0001*	1,1223561	1,2317013
F	E	1,0709748	0,0015*	1,0266099	1,117257
HR	AA or A	1,3237338	<0,0001*	1,2204731	1,435731
HR	B	1,3388351	<0,0001*	1,2459447	1,438651
HR	C	1,1512546	<0,0001*	1,0808246	1,226274
HR	D	1,0019393	0,9478	0,945524	1,0617207
HR	E	0,9126466	0,0007*	0,865477	0,962387
HR	F	0,8521644	<0,0001*	0,8118197	0,894514
AA or A	B	1,0114082	0,6983	0,955022	1,0711234
AA or A	C	0,8697025	<0,0001*	0,8239136	0,9180362
B	C	0,8598927	<0,0001*	0,8227421	0,8987208
AA or A	D	0,756904	<0,0001*	0,716184	0,7999391
B	D	0,7483665	<0,0001*	0,7155964	0,7826372
C	D	0,8703021	<0,0001*	0,8396945	0,9020255
AA or A	E	0,6894488	<0,0001*	0,6491433	0,7322568
B	E	0,6816721	<0,0001*	0,6487482	0,716267
C	E	0,7927409	<0,0001*	0,7617775	0,8249628
D	E	0,9108801	<0,0001*	0,8784948	0,9444592
AA or A	F	0,6437581	<0,0001*	0,5994653	0,6913237
B	F	0,6364969	<0,0001*	0,598725	0,6766516
C	F	0,740205	<0,0001*	0,7029859	0,7793946
D	F	0,850515	<0,0001*	0,8118851	0,8909828

E	F	0,9337288	0,0015*	0,8950492	0,9740799
AA or A	HR	0,7554389	<0,0001*	0,6965093	0,8193544
B	HR	0,7469179	<0,0001*	0,6950956	0,8026039
C	HR	0,8686176	<0,0001*	0,8154784	0,9252195
D	HR	0,9980644	0,9478	0,9418673	1,0576146
E	HR	1,0957144	0,0007*	1,0390831	1,1554322
F	HR	1,1734825	<0,0001*	1,1179254	1,2318206

Ιδιοκτησία Οικίας

Level 1	/Level 2	Odds Ratio	Prob>Chisq	Lower 95%	Upper 95%
Owner, Mortgage	Tenant, Other	0,6276476	<0,0001*	0,6129854	0,6426605
Tenant, Other	Owner, Mortgage	1,5932507	<0,0001*	1,5560315	1,6313601

Αναδιαρθρωμένο Δάνειο

Level 1	/Level 2	Odds Ratio	Prob>Chisq	Lower 95%	Upper 95%
Yes	No	2,9791099	<0,0001*	2,9055923	3,0544876
No	Yes	0,3356707	<0,0001*	0,3273872	0,3441639

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

Δείγμα Εκπαίδευσης (Training)

Μέτρα Πρόβλεψης

	RMSE	MAD	MR
Logistic	0,4541	0,4121	0,3287
BForest	0,4456	0,4152	0,3085

Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix)

Binary Logistic

Actual	Predicted Count	
	Repaid	Default
Repaid	45037	16735
Default	20868	31767

Actual	Predicted Rate	
	Repaid	Default
Repaid	0,729	0,271
Default	0,396	0,604

Bootstrap Random Forest



Actual	Predicted Count	
	Repaid	Default
Repaid	45102	16670
Default	18620	34015

Actual	Predicted Rate	
Status	Repaid	Default
Repaid	0,730	0,270
Default	0,354	0,646

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ

Δείγμα Εκπαίδευσης (Training)

Πίνακας Σύγκρισης (Confusion Matrix)

	Predictor	AUC
	Logistic	0,7388
	BForest	0,7648

