

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL  
Majandusteaduskond  
Majandusanalüüsi ja rahanduse instituut

Linda Katariina Grents

**ERAISIKU KREDIIDIRISKI MÕJUTAVATE TEGURITE  
ANALÜÜS ÜHISRAHASTUSPORTAALI BONDORA NÄITEL**

Bakalaureusetöö

Õppekava ärindus, peaeriala ärirahandus

Juhendaja: Kristjan Liivamägi, PhD

Tallinn 2020

Deklareerin, et olen koostanud lõputöö iseseisvalt ja olen viidanud kõikidele töö koostamisel kasutatud teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele, ning ei ole esitanud sama tööd varasemalt ainepunktide saamiseks. Töö pikkuseks on 8957 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Linda Katariina Grents .....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 179671TABB

Üliõpilase e-posti aadress: grentslindakatariina@gmail.com

Juhendaja: Kristjan Liivamägi, PhD:

Töö vastab kehtivatele nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(nimi, allkiri, kuupäev)

# SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE .....	5
SISSEJUHATUS .....	6
1. ÜHISRAHASTUS .....	9
1.1. Ühisrahastuse olemus ja areng .....	9
1.2. Ühisrahastuse tüübid .....	11
1.3. Ühisrahastusportaalide ülevaade Eestis .....	13
1.4. P2P laenamise riskid .....	14
1.5. Ühisrahastuse regulatsioonid .....	16
1.6. Krediidiriski hindamine ja krediidiriski mõjutavad tegurid P2P laenuportaalides .....	18
2. ÜHISRAHASTUSPORTAAL BONDORA .....	21
2.1. Ülevaade portaalist .....	21
2.2. Portfell .....	22
3. METOODIKA .....	24
3.1. Andmestik .....	24
3.2. Muutujate valik ja hüpoteesid .....	24
3.3. Valimi kirjeldus .....	25
3.4. Uurimismeetodi kirjeldus .....	29
4. ANALÜÜS JA JÄRELDUSED .....	32
4.1. Korrelatsioonanalüüs .....	32
4.2. Binaarne logistiline regressioonanalüüs .....	32
4.2.1 Esialgne mudel .....	32
4.2.2 Kitsenduste testimine .....	33
4.2.3 Lõplik mudel .....	34
4.2.4 Tõenäosuse marginaalväärtuste analüüs .....	36
4.2.5 Šansside suhte analüüs .....	36
4.3. Järeldused .....	37
KOKKUVÕTE .....	41
SUMMARY .....	43
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU .....	46
LISAD .....	50
Lisa 1. Mudelis kasutatavad tunnused koodidega .....	50

Lisa 2. Valimi kirjeldav statistika.....	52
Lisa 3. Laenuesmärgi protsentuaalne jaotus valimist .....	53
Lisa 4. Laenuvõtja haridustaseme protsentuaalne jaotus valimist.....	54
Lisa 5. Laenuvõtja haridustase vs viivisesse sattumine.....	55
Lisa 6. Laenuvõtja residentsuse protsentuaalne jaotus valimist .....	56
Lisa 7. Korrelatsioonimaatriks pidevate muutujate vahel .....	57
Lisa 8. Esialgne mudel .....	58
Lisa 9. Kitsenduste testimine.....	60
Lisa 10. Lõplik mudel.....	61
Lisa 11. VIF väärtused multikollineaarsuse testimiseks .....	63
Lisa 12. Tõenäosuse marginaalväärtused .....	64
Lisa 13. Šansside suhted tunnuste jaoks.....	65
Lisa 14. Lihtlitsents .....	66

## LÜHIKOKKUVÕTE

Tehnoloogilise innovatsiooniga on rahandusvaldkond pidevalt muutumas. Üha rohkem on populaarsust kogunud uus rahandusvaldkond – ühisrahastus. Tulenevalt valdkonna uudsusest ja vähestest teostatud teaduslike uuringute arvust Eesti ühisrahastusportaalide kohta otsustab lõputöö autor valdkonda rohkem uurida ning teostab Bondora laenudele krediidianalüüsi. Selle töö eesmärk on uurida, milliste karakteristikutega laenud lähevad Bondoras suurema tõenäosusega üle 60 päeva viivisesse. Eesmärgi saavutamiseks uuritakse Bondoras avalikult kättesaadavat laenuandmebaasi 23.09.2019 seisuga. Andmestiku puhastamisel jääb uuritavaks valimiks 17 931 laenuvõtja info. Valimit analüüsitakse kirjeldava statistikaga ja binaarse logistilise regressioonianalüüsi meetodiga. Tööst selgub, et makseraskustesse sattumise tõenäosust seletavad laenuvõtja sugu, vanus, riik, haridustase, perekonnastaatus, laenu eesmärk, intressimäär, laenuperiood, laenusumma, krediidiajalugu ja Bondora krediidireiting. Võla suhe sissetulekusse aga makseraskustesse sattumise tõenäosust ei selgita.

Võtmesõnad: binaarne logistiline regressioon, krediidirisk, ühisrahastus, Bondora, investeerimine, tõenäosusmudel

## SISSEJUHATUS

Tehnoloogia arenguga on rahandusvaldkond pidevas muutumises. Üha enam ilmub turule kommertspankade kõrvale alternatiivseid kapitali kaasamise vorme. Neist uudsetest vormidest on selle sajandi edulooks kujunenud ühisrahastusplatvormid. Ühisrahastuse sisuline mõte ulatub küll sajanditagustesse aegadesse, kuid selle tänapäevane vorm hakkas kujunema alles 2000. aastate alguses. Ühisrahastussektor sai aga tõelise hoo sisse eelmise finantskriisi ajal, kui toleaeagne monetaarpoliitika surus hoiustamise intressimäärad rekordmadalale ning kommertspankadest krediidi saamine oli raskendatud, mis sundis investoreid ja krediidivõtjaid uute finantslahenduste otsinguile (Aveni, 2015).

Kuigi ühisrahastuse areng on viimase kümnendi jooksul olnud märkimisväärne ning sektor on majandust elavdanud, siis on sellega kaasnenud mitmeid murepunkte. Kiire arengu ja eri vormide tekkimise tõttu on nendega raske sammu pidada, mistõttu on ühisrahastuse reguleerimine olnud konarlik. Samuti on näha sektori esimesi ülekuumenemise märke. Nimelt levisid 2020. aasta alguses Eesti meedias uudised ühisrahastusportaalide Kuetzal ja Envestio kohta, mis ootamatult investorite rahadega „õhku haihtusid“ ning paljud investorid rahata jätsid. Lisaks on selle lõputöö kirjutamise ajal vallandunud globaalne tervisekriis seoses COVID-19 pandeemiaga, mis jätab kindlasti oma jälje ühisrahastussektorisse.

Kuna teema on aktuaalne ning ühisrahastus hõlmab endas väga palju riske, siis otsustas lõputöö autor teemat lähemalt uurida. Selles töös keskendutatakse ühele riskile, mida investor saab läbimõeldud tegevuse ja analüüsidega osaliselt hallata, milleks on krediidirisk. Selle uurimiseks valiti Bondora laenuplatvorm. Otsus Bondora kasuks lähtus sellest, et Bondora on eestlastele tuttav ning laenude andmebaas on Bondora koduleheküljel kõigile avalikult kättesaadav. Lisaks levivad sotsiaalmeedias portaali suhtes vastakad arvamused ning lõputöö autor soovis saada objektiivset vaatepilti portaalis toimuvast.

Lõputöö eesmärk on uurida, milliste karakteristikutega laenuvad lähivad Bondoras suurema tõenäosusega üle 60 päeva viivisesse. Töös püstitatakse järgnevad uurimisülesanded:

- 1) Anda ülevaade ühisrahastusvaldkonnast ja Bondorast
- 2) Anda ülevaade lõputööga sarnaste teostatud uuringute tulemustest
- 3) Analüüsida krediidiriski mõjutavaid tegureid Bondoras
- 4) Teha järeldusi töös leitud tulemuste põhjal

Töös püstitatakse lähtuvalt töö eesmärgist kaks hüpoteesi:

- 1) Laenuvõtjat iseloomustavad karakteristikud nagu sugu, vanus, riik, haridus ning perekonnastaatus seletavad laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosust (on statistiliselt olulised).
- 2) Laenuvõtja laenuspetsiifilised karakteristikud nagu laenu eesmärk, intressimäär, laenuperiood, võla ja sissetuleku suhe, laenusumma, krediidiajalugu ning Bondora krediidiskoor seletavad laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosust (on statistiliselt olulised).

Hüpoteeside kontrollimiseks laaditi alla Bondora koduleheküljelt laenuvõtjate avalik andmebaas *LoanDataset* 23.09.2019 seisuga. Andmebaasist selekteeriti välja uuringuks vajalikud andmed ning seega jäi uuritavaks valimiks 17 931 laenu. Valimit uuriti kirjeldava statistikaga ning teostati binaarne logistiline regressioonanalüüs. Tulemuste põhjal tehti vastavad järeldused.

Töö jaguneb neljaks suuremaks peatükiks. Esimeses peatükis tehakse sissejuhatus ühisrahastusse – kirjeldatakse selle olemust, arengut ja erinevaid tüüpe. Lisaks antakse põgus ülevaade Eesti ühisrahastusmaastikust, regulatsioonidest, krediidiriski hindamisest, P2P laenamise riskidest ning ülevaade eelnevatest uuringutest. Teises peatükis tehakse ülevaade Bondora portaalist ja portfelist. Kolmandas peatükis tehakse ülevaade kasutatavast andmebaasist, valimist, muutujate valikust ja uurimismeetodist. Viimases peatükis viiakse läbi kvantitatiivne analüüs ning tehakse tulemuste põhjal järeldusi.

Lõputöö autor loodab, et uuringust on kasu kõigile, kes plaanivad investeerida või juba investeerivad Bondora platvormil ning aitab praeguses majandusolukorras riske enda jaoks läbi

mõelda. Lisaks on sarnaseid uurimusi Eestis vähe teostatud ning lõputöö autor soovib anda inspiratsiooni järgmistele tudengitele samalaadsete uuringute teostamiseks. Lõputöö autor soovib tänada töö juhendajat Kristjan Liivamägi, kes andis alati asjakohaseid nõuandeid ja väga kiiret tagasisidet.



# 1. ÜHISRAHASTUS

## 1.1. Ühisrahastuse olemus ja areng

Ühisrahastust võib mitmeti defineerida. Mollick (2014) määratleb ühisrahastuse järgmiselt: „Ühisrahastus on uudne meetod mitmete ettevõtmiste rahastamiseks võimaldades kasumit teenivate, kultuuriliste või sotsiaalsete projektide algatajaile hulga inimeste poolt rahastust leida, andes tihtipeale vastutasuks osa tuleviku toodetest või omakapitalist.“<sup>1</sup>. Raha kogutakse seejuures interneti vahendusel ning eesmärgid on varieeruvad (*Ibid.*).

Eesti Pank defineerib aga ühisrahastust järgmiselt: „Ühisrahastus on investeerimisviis, mille puhul kaasatakse üldjuhul väikeseid investeeringuid paljudelt investoritelt. Tehingu osapooled viiakse enamasti kokku interneti vahendusel ühisrahastamiseks loodud platvormide abil. Neid haldavate ettevõtete ülesanne on leida projektid ja projektidele investorid ning pakkuda selleks tehnilist lahendust.“ (*Finantsstabiilsuse ülevaade 2/2015*)

Need definitsioonid sisaldavad endas päevakajalisust, sest tänapäeval toimub suurem osa ühisrahastamisest internetipõhiste platvormide kaudu. Lisaks kajastub neis ühisrahastuse põhiolemus. Seega on need üsna head määratlused ühisrahastuse mõistmiseks. Siiski ei loe nendest definitsioonidest välja, mis on ühisrahastuse eelis teiste rahastamisviiside ees ning mis on selle kitsaskohad. Lõputöö autor täiendaks neid definitsioone, lisades, et üldiselt on ühisrahastusplatvormidel investoritel traditsiooniliste investeerimisviisidega võrreldes (võlakirjad, hoiused, aktsiad) kõrgem teenimisvõimalus ning laenuvõtjatel kergem laenu saamise võimalus. Kõrgem teenimisvõimalus hõlmab endas aga väga palju riske.

Ühisrahastuse modernsel kujul tekkimist on kuupäevaliselt raske määratleda, kuna kirjanduses leidub mitmeid variante selle tekkimisest. Ühisrahastuse mõiste on küll uus, kuid selle sisuline

---

<sup>1</sup> „Crowdfunding is a novel method for funding a variety of new ventures, allowing individual founders of for-profit, cultural, or social projects to request funding from many individuals, often in return for future products or equity.“ (Mollick 2014)

mõte on pikalt eksisteerinud. Sadzius ja Sadzius (2017) kirjutavad, et ühisrahastuse sugemed ulatuvad mitmesaja aasta kaugusele minevikku, kui New Yorki kuberner keeldus 1885. aastal New Yorki vabadussamba ehitamisest linna finantsidest, mille peale Joseph Pulitzer algatas oma ajalehes selle jaoks raha kogumise kampaania. Autorid seletavad, et näide sobib tänapäevase ühisrahastuse mudeliga, sest raha koguti paljude inimeste käest ning protsessi kontrollis üks vahendaja. Tollal oli vahendajaks ajaleht. (*Ibid.*) Gedda *et al.* (2016) toovad ühisrahastuse ajaloolisteks näideteks aga Beethoveni ja Mozarti tellimussüsteemi (*subscription system*) kontsertide ja heliteoste finantseerimiseks ning Barack Obama presidendikampaania ajal loodud annetuspõhise ühisrahastusplatvormi.

USA-s hakkas ühisrahastus hoogu koguma 2003. aastal, kui Bostoni muusik Brian Camelio asutas veebiplatvormi ArtistShare. Platvorm oli suunatud muusikute lindistuste rahastamiseks, kus fännid said finantseerida oma lemmikmuusiku heliteose valmimisprotsessi. Esimene projekt, mis sellel platvormil rahastati, oli helilooja Maria Schneideri album „*Concert in a Garden*“, millega kaasati 130 000\$, mis võimaldas katta mitmed lindistamisega seotud kulud ning viia album turule. Vastavalt rahalisele panusele said fännid vastutasuks olla kas esimeste albumi kuulajate seas või pandi nende nimi albumi kaante vahele kui inimestena, kes aitasid kaasa albumi valmimisele. (Freedman, Nutting 2015)

Esimesed P2P laenamise (inimeselt inimesele laenamise) platvormid loodi mõni aasta hiljem. P2P laenamine on ühisrahastuse tüüpidest kõige rohkem levinud (Stern 2017). Davis ja Murphy (2016) kirjutavad, et kõige paremini on P2P laenuportaalid välja arenenud just USA-s ja Ühendkuningriigis. Suurbritannia edu selgitavad Eljas-Taal *et al.* (2016) järgmiselt: „Suurbritannia edu tuleneb sellest, et riik on loonud nn regulatiivse *sandbox* süsteemi, mis annab FinTech ettevõtetele katsetusperioodi, et testida innovatiivseid ideid ja ärimudeleid ilma, et neile kehtiksid kõik valdkondlikud regulatsioonid“.

Suurbritannias loodi ka maailma kõige esimene P2P laenuportaal Zopa 2005. aastal Richard Duval, James Alexander ja David Nicholsoni poolt. Nicholsoni peetakse P2P laenamise idee loojaks. Selle äriidee peale tuli ta mõeldes panga toimimise peale – ta mõtles, miks peab just pank olema laenuvõtjate ja hoiustajate vahendaja ning leidis, et pangad on mitusada aastat toimunud, sest eelnevalt polnud sellist infot, süsteemi ega tehnoloogiat, mis võimaldaks käituda finantsvahendajana. Seega tuli ta oma kaasmõttelejatega n-ö „kahe turu“ ideele: laenajate turg ja laenuvõtjate turg. Laenuvõtjate turul nägid nad eelist inimeste seas, kes töötavad poole kohaga

ning seega krediidasutuste silmis laenukõlbmatud näivad. Laenuandjate turul nägid nad aga eelist investoritele portfelli hajutamise ning raha üle suurema kontrolli omamise võimaluse pakkumises. Äriidee leidis ka kohe rahastust, kuid äri käima saamine oli raske. Lähenev finantskriis aga mõjus portaalile positiivselt – uued kõrgetest intressimääradest huvitatud laenuandjad ning mitmed krediidikõlblikud laenuvõtjad ilmusid turule, mis andis tõuke ka teistele tagatiseta laenuportaalide arengule. (Atz, Bholat 2016)

Ka Aveni (2015) kirjutab, kuidas eelmine finantskriis süttas P2P laenamise kasvu – sel ajal sätestati pankadele rangeid meetmeid laenude väljastamisele ning tollane monetaarpoliitika surus hoiustamise intressimäärad aegade madalaimale tasemele. See sundis investoreid ja laenuvõtjaid uute finantsvõimaluste otsinguile. Varsti avastati, et palju odavam oleks raha laenata P2P laenuplatvormidelt. Varsti hakkas P2P laenamine arenema ka mujal maailmas – juba 2014. aastal koges see sektor rohkem kui 100%-list aastast kasvu USA-s, UK-s ja Hiinas. Eriti arenes sektor Hiinas, kus oli suur vajadus finantsteenuste järele. (*Ibid.*)

USA kõige paremini välja arenenud P2P laenuportaal on aga Lending Club, mis on ühtlasi maailma suurim portaal (Davis, Murphy 2016). Ka P2P MarketData andmetel (*Top 80 Peer-2-Peer... 2020*) 31.03.2020 seisuga on Lending Club rahastatud laenude mahu (*funding amount*) poolest maailmas esimesel kohal (51,5 mld eur), millele järgneb USA platvorm Prosper (15,2 mld eur) ning UK platvorm Funding Circle (6,9 mld eur; tegemist ärilaenu platvormiga). Lending Club asutati 2006. aastal Facebooki liidesena, kuid kasvas 2007. aastal 10,26 miljoni USA dollari suurusest investorite rahasüstist tänasel kujul esinevaks P2P laenuplatvormiks (*Lending Club 2019*).

## **1.2. Ühisrahastuse tüübid**

Ühisrahastusel on mitmeid eri tüüpe. Chervyakov ja Rocholl (2019) liigitavad ühisrahastuse neljaks: laenupõhine ühisrahastus, preemiapõhine ühisrahastus, omakapitalil põhinev ühisrahastus ja heategevuspõhine ühisrahastus. Boitan (2016) on lisaks defineerinud sellised tüübid nagu inimeselt inimesele laenamine ehk P2P (*peer-to-peer*) laenamine, mida Chervyakov & Rocholl liigitavad laenupõhise ühisrahastuse alla; annetuspõhine ühisrahastus; kasumit jagav (*profit-sharing*) ühisrahastus; võlakirjapõhine (*debt-securities*) ühisrahastus ning hübriidmudelid. Lisaks neile on olemas kinnisvarapõhine ühisrahastus (*Mis on kinnisvara... 2020*).

Laenupõhisest ühisrahastusest on populaarseim P2P laenamine (Chervyakov, Rocholl 2019). See on inimeselt inimesele laenamise vorm, kus platvorm käitub finantsvahendajana laenuvõtja ja laenaja vahel ning laenuvõtja laen rahastatakse mitme investori poolt (Atz, Bholat 2016). Tagatiseta laenude eest maksavad laenuvõtjad laenuandjale intressi ning platvorm võtab teenustasu kas fikseeritud aastase tasu näol või protsendina laenu summast. Laenuvõtja jaoks on laenamine odavam kui pangast laenamine, sest paljud protsessid, nt laenu taotluse ülevaatamine ja kinnitamine, laenu väljamaksmine, kogumine jne on automatiseeritud. Intressimäärad on üldiselt turust kõrgemad ning laenuinstrumendid vähem volatiilsemad. Seoses insitutsionaalsete investorite (pensionifondid, kindlustusfirmad) tegutsemisest P2P laenuplatvormidel on hakatud P2P laenamist nimetama ka turupõhiseks laenamiseks (*marketplace lending*). (Freedman, Nutting 2015)

Omakapitalil põhineva ühisrahastuse puhul emiteeritakse ettevõtte aktsiaid interneti vahendusel, mis võimaldab neil firmadel, kes ingelinvestoritelt või muudest allikatest rahastust pole leidnud, endale finantseeringut leida (Mónika, Gábor 2014). Finantsinspeksioon nimetab seda ka investeerimispõhiseks ühisrahastamiseks, kus „...rahastuse taotleja pakub ühisrahastusettevõtte kaudu võimalust investeerida taotleja väärtpaberitesse, aktsiatesse, osadesse või omakapitali instrumentidesse ning rahastuse andja saab vastutasuks osaluse, võlakirja või osa projekti tulust“ (*Ühisrahastus* 2018). Seda nimetatakse ühtlasi osaluspõhiseks ühisrahastuseks, mis viib hästi kokku ettevõtte kliendid, fännid, koostööpartnerid ja investorid, kes saavad taskukohaste summadega riske hajutada (*Mis on Fundwise* 2020). Euroopas on suurimad osaluspõhised ühisrahastusportaalid näiteks Seedrs, Crowdcube, FundedByMe, Companisto, Invesdor, Seedmach, Funderbeam, MyMicroInvest, WiSeed ja Startupxplore (Trajkovska 2017).

Kinnisvara ühisrahastuse puhul kaasatakse raha kinnisvara jaoks. Selliseid ühisrahastusportaaale on kaht tüüpi: omakapitalipõhised ning võlapõhised. Esimese puhul saab investor kinnisvarast osaku ning teenib tootlust renditulu pealt. Kinnisvara müügi puhul saab investor osa uuest väärtusest. Selle tüübi puhul on võimalik teenida kõrgemat tootlust, kuid see võib olla ebalikviidne. Võlapõhise kinnisvara ühisrahastuse puhul rahastab investor kinnisvaraomaniku laenu, millelt saadakse fikseeritud tulu. Selle tüübi puhul on risk väiksem, kuna üldiselt on selle taga hüpoteek, mida laenu n-ö hapuks minemisel saab realiseerida. Samas on tootlus rohkem piiratud kui esimese tüübi puhul. (*Mis on kinnisvara...* 2020) Eestis on lõputöö autorile teadaolevalt omakapitalipõhine kinnisvara ühisrahastusportaal näiteks Reinvest24 ning populaarseimad võlapõhised portaalid on CrowdEstate ja Estateguru.

Preemiapõhine ja annetuspõhine ühisrahastus on vastupidiselt laenu- ja omakapitalipõhisele ühisrahastusele finantstulu mitte pakkuvad ühisrahastuse tüübid. Üks näide annetuspõhisest ühisrahastusest on näiteks teadustööde rahastamine. (Sadzius, Sadzius 2017) Lisaks kogutakse annetusi nii hariduse, õnnetusjuhtumite kui ka muude põhjuste jaoks. Annetuspõhise ühisrahastuse teerajajaks võib pidada 2010. aastal asutatud GoFundMe platvormi. Preemiapõhine ühisrahastus on pigem levinud loomevaldkonnas, mis sai alguse ArtistShare'ist. Preemiapõhistest ühisrahastusplatvormidest on silmapaistvaimad Indiegogo ja Kickstarter. Põhimõtteliselt on tegu ühisrahastusega, kus ettevõtte austajad saavad ettevõtet rahaliselt toetada ning seega saada osa tulevikus turule tulevatest toodetest. Sellega kaasneb küll risk, et ettevõtte ei täida oma lubadusi, kuid pettusjuhtumeid on olnud vähe. (Freedman, Nutting 2015)

Hübriidmudelid on kombinatsioon eri ühisrahastustüüpide omadustest (Boitan 2016). Näiteks võiks selleks olla Tuleva, mis on pensioniühistute ja ühisrahastuse segu (Eljas-Taal *et al.* 2016). Võlakirjapõhise ühisrahastuse puhul saavad investorid osta väikeste ettevõtete võlakirju ning kasumit jagavate ühisrahastuste puhul jagatakse investoritele tulevikus tulu firmadesse investeerides (Boitan 2016).

### **1.3. Ühisrahastusportaalide ülevaade Eestis**

Baltimaade ühisrahastusturg kasvas ajavahemikus 2016-2017 ligi 100 miljoni euro võrra (73%-line kasv) jõudes umbes 235 miljonilise euro turumahun, mis moodustas 7% Euroopa kogumahust (v.a Ühendkuningriigid). 2017. aastal oli Eesti turumahu poolest Baltimaades teisel kohal (81 meur), jäädes alla Lätile (92 meur), kuid edastades Leedut (61 meur). Mahu poolest *per capita* oli Eesti aga Euroopas teisel kohal, jäädes alla vaid Ühendkuningriikidele. (Ziegler *et al.*, 2019)

Eesti Panga andmetel oli 2017. aasta lõpus Eestis registreeritud 20 ühisrahastusplatvormi haldavat ettevõtet, kelle kaudu vahendatud rahastuse jääk ulatus 100-120 miljoni euron (0,5% SKP-st). Pankadega võrreldes on ühisrahastuse maht veel väike, kuid palju märkimisväärsem on see eluasemearenduste puhul – ühisrahastuse osakaal on selles sektoris on umbes 10 korda suurem pankade konservatiivse eluasemearenduste rahastamispoliitikaga võrreldes. Eesti panga seisukohast ei kujuta ühisrahastus väikese mahu tõttu finantsstabiilsusele ohtu, vaid pakub majanduse rahastamisel uusi võimalusi. (*Finantsstabiilsuse ülevaade 2/2018*)

Eestis hetkel tegutsevatest ühisrahastusportaalidest on erialasest kirjandusest raske leida ülevaatlisku listi. Küll aga on Taavi Pertman („Alustava investori käsiraamat“ autor ja RahaFoorumi looja) teinud RahaFoorumi veebilehel (Pertman 2020) ülevaate hetkel Eestis tegutsevatest portaalidest. List ei pruugi olla täielik, kuid annab kokkuvõtliku ülevaate. 10.02.2020 seisuga võis sealt leida 17 tegutsevat ning 5 tegevuse lõpetanud portaali. Selle kuupäeva seisuga on tegutsevad portaalid järgmised: Omaraha, Eestateguru, Argeld, BitofProperty, Bondkick, Bondora, City Now, CrowdEstate, Crowdestor, Fanvestory, Funderbeam, Fundwise, Investly, Inwise, MoneyZen, Reinvest 24, Spot of Invest. Tegevuse on lõpetanud Envestio (2020), Kuetzal (2020), Eurohoius (2017), Croly (2017) ja Crowdana (2015). (*Ibid.*) Mõned portaalid alluvad Finantsinspektsiooni järelevalvele, näiteks Bondora krediidiandjana ning Omaraha krediidivahendajana (Eljas-Taal *et al.* 2016).

P2P Market Data andmetel (Top 80 Peer-2-Peer... 2020) on maailmas 31.03.2020 seisuga TOP 80 P2P laenamise ja omakapitalil põhineva portaali nimekirjas (rahastatud laenumahu poolest) üheksa Eesti portaali: Bondora asub 16. kohal (369,1 meur), millele järgneb 22. kohal positioneeruv Eestateguru (199,9 meur), 26. kohal IUVO Group (115,4 meur), 32. kohal olev Crowdestate (90,1 meur), 67. kohal Bulkestate (13,3 meur), 76. kohal Reinvest 24 (5,1 meur), 78. kohal TFGCrowd (4,7 meur) ning 80. kohal Wisefund (4,1 meur).

#### **1.4. P2P laenamise riskid**

Kuna Bondora on P2P laenuplatvorm käsitletakse järgmisena riske just P2P laenuportaalides.

Üks P2P laenamise riskidest on likviidsusrisk, mis on seotud laenu tagasimaksmistähtajaga. Paljud P2P platvormid kasutavad selle maandamiseks järelturgu. (Davis ja Murphy 2016) Järelturul on investoril võimalik oma laene müüki panna, kuid tehingu realiseerumine pole seejuures garanteeritud. Lisaks kohalduvad paljud platvormid järelturul müües tehingutasusid. (*The economics of...* 2016) Paljudel ühisrahastusplatvormidel aga isegi ei ole järelturgu (Kirby, Worner 2014). See teeb investeringust väljumise keeruliseks.

Teine risk, millega tuleks arvestada on platvormi risk, millega kaasneb platvormi ajutine või püsiv sulgemine (Kirby, Worner 2014). See võib olla põhjustatud kas kahjumlikust ärimudelidest või

platvormi kasutatavast tarkvarast. Riski realiseerumisel tekib probleem, kuidas investorid oma raha portaalist kätte saavad – võimalus on, et laenu viiakse ühe operaatori juurest teise juurde, kuid enamjaolt tekitab see investoritele rahalist kahju. (Davis, Murphy 2016)

Peamine risk P2P laenu puhul on aga krediidirisk, mis seisneb n-ö halvades laenudes ehk olukorras, kus laenu ei maksta tagasi (*The Five Key Risks...* 2019). P2P laenu puhul kannab krediidiriski täielikult investor. Vastupidine näide sellele on pank, kes deposiiti hoiustades võtab enda peale ka sellega seotud riskid. Lisaks kui pangahoiuse puhul on deposiit tagatud kindlustusega, siis P2P laenu puhul sellist kindlustust ei ole. (Stern 2017) Ka Aveni (2015) kirjutab, et P2P teenused on riskantsemad kui pangateenused, sest pankadelt nõutakse reserve, mis kaitseb investorite raha potentsiaalse rahalise kahju eest.

Lisaks on olemas informatsiooni asümeetria risk, mis tähendab, et laenuandja on anonüümsuse tõttu sõltuv laenuvõtja lisatud informatsioonist. Investorid peavad investeerimisotsuse tegema kontrollimata informatsiooni pealt ning mõnikord toetutakse liialt platvormi krediidimudelile. Informatsiooni asümeetria sunnib investoreid rohkem valvsamad olema ning investeringute üle rohkem kontrolli pidama, et saavutada lubatud tootlus. Seda riski saab leevendada näiteks suurema läbipaistvusega, laenu kasutamise eesmärgi avalikustamisega ja teiste meetmetega. (Kirby, Worner 2014)

Raha sissenõudmise risk (*collection risk*) on seotud laenu viivisesse minemisega. Laenuviivise puhul ei ole garanteeritud, et laenuvõtjad täidavad oma kohustusi laenuandja ees, samuti pole kindel, kes tegeleb viivises oleva raha sissenõudmisega. Kokkuvarisenud portaalidest on vaid mõned investoritele rahalist leevendust pakkunud. Näiteks UK portaal *Squirrl* hõlbustas investoritele ettemaksete tegemist, enne kui nad platvormi täielikult sulgesid. (Aveni 2015) Üldiselt ei ole viivisesse sattunud laenu sissenõudmine lihtne protsess – 2009. aastal suutis Prosper 39 miljoni dollarilisest maha kantud laenusummast taastada vaid 800 000 dollarit (Chaffee, Rapp 2012). See on umbes 2% maha kantud summast.

Lisaks võib ohuks kujuneda pettuserisk. Siia kuuluvad näiteks rahapesu, terrorismi rahastamise ja andmekaitsega seonduvad riskid. Kuna P2P laenuportaalid on üldiselt internetipõhised, mis lubavad anonüümsust, siis on nendes portaalides pettuserisk suurem. Kuigi mõned portaalid teostavad detailsemaid kontrollprotseduure, siis teevad seda vaid vähesed. (Kirby, Worner 2014) Lisaks tekitab muret laenuvõtjate taustakontrollide tegemine, näiteks platvorm Prosper „...andis

2015. aastal laenu San Bernardino terrorirünnaku läbiviinud Syed Rizwan Farook'ile, kes hiljem kasutas saadud raha, et osta relvi ja lõhkeaineid.“ (Eljas-Taal *et al.* 2016).

Hajutamatus risk tuleb investeringute vähesest hajutamisest. Selle riski vähendamiseks peab investor investeerima eri riskiprofiilidega laenudesse. (Stern, 2017) Seda võib nimetada ka kontsentratsiooniriskiks. Lisaks erinevatesse laenudesse investeerimise saab seda riski alandada erinevatesse portaalidesse investeerides. See alandab ka platvormist tulenevat riski. (*The Five Key Risks...* 2019)

P2P laenuplatvormid saavad riske mitmeti maandada. Esiteks saab riski maandada range kontrollprotsessiga – kontrollitakse isiklikke registreid ning võetakse ühendust tööandjaga sissetuleku kontrollimiseks. Teiseks aitavad mõned portaalid investoril teha teadlikke valikuid ning teevad selgeks, et nemad ei ole vastutavad halbade laenude eest. Lisaks selgitavad nad krediitvõimekuse hindamist ning lisavad platvormile avalikku infot portaali kohta (nt ajaloolised ja ennustatavad viivisesse sattumise määrad). Mõned platvormid on loonud ka eraldiste fondi (*provision fund*), milles olev raha on kogutud laenuvõtjalt ühekordse tasuna ning mida hoitakse platvormi varadest eraldi. Juhul, kui laen läheb viivisesse, siis platvorm esitab nõude eraldisfondi ja kasutab seda raha investoritele raha tagasi maksmiseks. Lisaks on paljud P2P laenuplatvormid hakanud kindlustatud laene pakkuma. (Aveni 2015)

## 1.5. Ühisrahastuse regulatsioonid

Ühisrahastuse kasv on sundinud valitsusi pöörama tähelepanu sellega kaasnevatele riskidele ning mõtlema, kuidas seejuures kaitsta kõikide osapoolte huvisid. Esimene ühisrahastuse regulatsioon JOBS (*American Jumpstart Our Business Startups Act*) võeti vastu 2012. aastal USA-s, mille algne eesmärk oli iduettevõtete rahastamise hõlbustamine, mis pärast kohanduste jõustumist 2016. aastal nimetatati ümber Ühisrahastuse Regulatsiooniks (*Regulation Crowdfunding RegCF*). Regulatsioon sätestas piirid maksimaalsele investeeritavale summale aastas. Samuti nõudis regulatsioon suuremat avalikustamist ning piiras kriminaalse taustaga laenuvõtjate võimalusi. (Chervyakov, Rocholl 2019)

Euroopa regulatsioonid on aga suunatud pigem üldistele investeerimis- ja laenuinstrumentidele, ehkki mõned EL-i liikmed on ka riigi tasandil ühisrahastust reguleerima hakanud. Üldiselt on



Euroopa ühisrahastusplatvormidel vajalik saada heakskiit koduriigi finantsorganisatsioonidelt, teine võimalus on alluda Euroopa Komisjoni reeglitele. Investeeringispõhiseid ühisrahastusi reguleeritakse mitmeti. Esiteks, kui platvormil pakutavad instrumendid kuuluvad direktiivi 2014/65/EU, MiFID (*Markets in Financial Instruments Directive*) sätestatud instrumentide alla, siis peavad platvormid saama MiFID passi, millega võib pakkuda investeerimisteenuseid nii koduriigis kui mujal EL-i liikmesriigis. Teiseks võivad EL-i riigid mitte kohaldada direktiivi koduriigi üksustele, misjuhul on nende tegevus reguleeritud koduriigi seadusandlusega. Kolmandaks, kui platvorm ei paku vastava direktiiviga reguleeritud instrumente, siis peab seda reguleerima koduriigi seadusandlus. (*Ibid.*)

Sõltuvalt ühisrahastuse tüübist ja ärimudelitest reguleerivad lisaks MiFID-ile ühisrahastust järgmised Euroopa regulatsioonid: alternatiivsete investeerimisfondide valitsejaid käsitlev direktiiv, tarbijakrediidi direktiiv, Euroopa riskikapitalifondide määrus, rahapesu tõkestamise direktiiv, direktiiv elektroonilise kaubanduse kohta, direktiiv eksitava ja võrdleva reklaami kohta ja paljud muud seadusandlikud määrused. Austrias, Belgias, Prantsusmaal, Itaalias, Portugalis ja Hispaanias on aga välja töötatud riigipõhised ühisrahastuse seadused (välja töötatud 2014.-2016. aastatel sõltuvalt riigist), mis sätestavad ainult juriidilistel isikutel võimaluse olla ühisrahastusoperaator. Lisaks peavad platvormid saama tegevusloa kohalikul finantstegevust reguleerivalt institutsioonilt. (Sadzius, Sadzius 2017) P2P laenamise puhul ei pea P2P laenuoperaatorid alluma pangaregulatsioonidele nagu Basel III kapitali ja likviidsuse nõuetele, mis tähendab, et krediidi- ja likviidsusrisk laieneb investoritele. (Davis, Murphy 2016)

Finantsinspektsiooni kodulehelt võib leida, et Eestis puudub ühisrahastust reguleeriv eriseadus. Vaatamata sellele on Finantsinspektsiooni kodulehel olemas link ühisrahastuse heale tavale, mille järgimine on pelgalt soovituslik. (*Ühisrahastus* 2018) Ühisrahastuse hea tava märgise on saanud näiteks Bondora Capital, CrowdEstate, Estateguru ja Fundwise (*Nimekiri: head tava jälgivad...* 2020). Finantsinspektsiooni sõnul leidub küll ühisrahastusettevõtjaid, kellele Finantsinspektsioon on krediidivahendaja tegevusloa väljastanud, kuid enamikel puudub tegevusloa ning selle omamine pole kohustuslik. Lisaks puuduvad ühisrahastusplatvormidele nõuded investorkaitse tagatiste, avaldatava teabe, hoolsuskohustuse, konfliktide juhtimise ja platvormi jätkusuutlikuse kohta. (*Ühisrahastus* 2018) Lisaks Eesti ühisrahastuse seadusandliku raamistiku puudumisele puudub ühtne regulatsioon ka EL-is (Eljas-Taal *et al.* 2016).

2020. aasta jaanuaris ilmus Eesti Rahvusringhäälingu uudiste portaalis uudis „Finantsinspeksioon hakkab ühisrahastusplatvormide üle järelvalvet tegema“, mille kohaselt mõtleb Rahandusministeerium Finantsinspeksioonile ühisrahastusplatvormide järelvalve teostamiseks volituste andmist. Uudis on suuresti üles ehitatud jaeinvestorite seas kõmu tekitanud ühisrahastusportaalile Kuetzal, mille petuskeemi tõttu investorid tõenäoliselt investeeritud rahadest ilma jäävad. Thomas Auväärt selgitab artiklis, et ilmselt töötatakse välja ühisrahastust reguleeriv regulatsioon järgmisel aastal, mis tähendab lisaks Finantsinspeksioonile antavatele volitustele järelvalve tegemiseks ka seda, et ühisrahastuse teenuse osutamiseks peavad portaalid Finantsinspeksioonilt tegevusluba taotlema hakkama. (Ellermaa 2020)

## **1.6. Krediidiriski hindamine ja krediidiriski mõjutavad tegurid P2P laenuportaalides**

Krediidiriski on võimalik mitme meetodiga hinnata. 1930.-1965. aastatel kasutati pankroti prognoosimiseks erinevaid suhtarve ning juba 1968. aastal arendas Altman välja mitme muutujaga diskriminantanalüüsi meetodi, millega sai ettevõtte pankrotiriski ennustada viie muutuja põhjal (kutsutakse ka „Z-skooriks“). Logit ja probit tõenäosusmudelid võeti kasutusele 1970ndate lõpus ning närvivõrgud (*neural networks*) 1980ndate lõpus. (Bellovary *et al.* 2007) Tänapäeval on krediidiskooride koostamine ja krediidiriski hindamine muutunud masinõppe algoritmide ja närvivõrkude põhiseks ning neid meetodeid võib klassifitseerida kaheks: traditsioonilised statistilised meetodid ning arenenud statistilised meetodid. Traditsioonilistest statistilistest meetoditest on kõige täpsemad tugivektor-masin, logistiline regressioon ning otsustuspuu meetod. Arenenud statistilised meetodid on närvivõrgud ja geneetiline programmeerimine (*genetic programming*). (Aslam *et al.* 2019)

Vaatamata sellele, et P2P laenamine on alles arenev valdkond, on eraisiku krediidiriski mõjutavaid tegureid P2P laenuportaalides mitmetes teadustöodes uuritud. Näiteks analüüsis Carmichael (2014) dünaamilise logistilise regressioonimudeli abil portaali Lending Club laene ajavahemikus 2007 (juuni) – 2013 (oktoober). Tema defineeris *default* laenuna laenu, mis on üle 5 kuu maksmata (tõlgime edaspidi töös sõna *default* kui makseraskustesse sattumist). Tööst selgus, et laenuvõtja sissetulek, krediidipäringud, automaatlaenu kasutamine (*revolving credit utilization*), aeg maksetähtaja ületamisest, laenusumma, osariigi töötuse määr, FICO skoor, laenuvõtja arvamus enda krediidikõlblikkuse kohta ning aeg krediidi väljastamisest on statistiliselt olulised tegurid

makseraskustesse sattumisel. Kõige olulisemaks teguriks osutus eesmärk, milleks laenu võeti. Lisaks mainitud teguritele oli oluline ka asjaolu, kas laenuvõtja kirjutas laenukirjelduse täislausetes või mitte – kui ei kirjutanud, siis tõenäosus, et laenuvõtja sattus makseraskustesse, suurenes, viidates kas viletsale haridusele või lohakusele. Makseraskustesse sattumise tõenäosust ei seletanud ära kodu omamise staatus, hiljutised maksetähtaja ületamised, rikkumised avalikus registris (*derogatory public records*), sissetuleku kontroll ning tööstaaž. Samuti leidis autor, et keskmise riskiga laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus on suurim 13 kuud pärast laenu väljastamist. (*Ibid.*)

Ka Möllenkamp (2017) on uurinud portaali Lending Club laenusid. Tema vaatles laene ajavahemikus 2012-2013 ning kasutas analüüsimiseks binaarset logistilist regressioonanalüüsi. Uuringu valimisse kuulus 143 654 laenu ning neid analüüsiti krediidiskooride lõikes. Selgus, et kõige rohkem mõjutas laenu tulemuslikkust portaali Lending Club poolt laenule kehtestatud krediidiskoor ning aastane sissetuleku suurenemine suurendas laenu tagasimaksmise tõenäosust iga krediidiskoori lõikes. Laenu tagasimaksmise tõenäosust vähendasid laenatava summa ja võla suhe sissetulekusse suurenemine ning krediidipäringud viimase kuue kuu jooksul. Avatud krediidiliinide ja kogu krediidiliinide arv ning automaatlaenu saldo osutusid paljude krediidiskooride lõikes ebaolulisteks teguriteks, millest Möllenkamp järeldas, et need laenu tulemuslikkust ei mõjuta. (*Ibid.*)

Lin *et al.* (2017) on teinud krediidianalüüsi Hiina platvormi Yooli laenudele ajavahemikus 1. jaanuar 2015 – 31. mai 2015. Pärast andmete korrastamist kujunes valimiks 48 784 laenu. Ka selles uurimuses on kasutatud binaarset logistilist regressioonanalüüsi. Uurimusest selgus, et väiksema tõenäosusega satub makseraskustesse laenuvõtja, kes on kas naine, noor täiskasvanu, stabiilse perekonnastaatuse või kõrgharidusega isik. Samuti on väiksem risk laenul, mille võtjal on pikk tööstaaž, kes töötab suuretevõttes, kelle kuumakse, laenatav summa ja võla suhe sissetulekusse on madal. Lisaks on madal tõenäosus makseraskustesse sattuda laenuvõtjal, kes ei ole kunagi makseraskustesse sattunud. Vanus oli aga positiivses seoses laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosusega. Sama kehtis laenuvõtjate kohta, kes on enne makseraskustesse sattunud – nende tõenäosus makseraskustesse sattuda oli suurem. (*Ibid.*)

Gaigalienė & Česnys (2018) on uurinud Leedu P2P platvormi Finbee laenusid ajavahemikus 2015 (august) – 2018 (oktoober) binaarse logistilise regressioonanalüüsiga. Selgus, et laenu võtmise eesmärkidest seletasid makseraskustesse sattumise tõenäosust laenu soetamiseks ning äri-laenu,

kusjuures esimene oli negatiivses ja teine positiivses seoses makseraskustesse sattumise tõenäosusega. Platvormi poolt pakutud krediidireiting oli makseraskustesse sattumise tõenäosusega negatiivses seoses. Statistiliselt oluliseks osutus ka laenuperiood (positiivne seos) ning haridus. Viimase puhul tõestati, et kõrgharidusega inimesel on väiksem tõenäosus makseraskustesse sattuda. Pikem tööstaaž ning fakt, et laenuvõtja oli naine vähendasid makseraskustesse sattumise tõenäosust. Abielus inimestel oli väiksem tõenäosus makseraskustesse sattuda. Imelkul kombel vähendas suurem võla sissetuleku kordaja makseraskustesse sattumise tõenäosust. See viitab uuringu autorite sõnul varimajandusele – inimesed laenavad mujalt raha, mida ei kajastata selles arvutuses, seega isegi kui neil on vastav näitaja kõrgem, siis seda ei saa makseraskustesse sattumise näitajana hinnata. Intressimäär oli uurimuses oluline ja positiivses seoses makseraskustesse sattumise tõenäosusega – näitajal oli ühtlasi suurim olulisus mudelis. Vanus oli makseraskustesse sattumise tõenäosusega positiivses seoses. (*Ibid.*)

## 2. ÜHISRAHASTUSPORTAAL BONDORA

### 2.1. Ülevaade portaalist

Bondora AS on asutatud 2008. aastal. Ettevõtte on tegutsenud aastate jooksul mitmete nimede all: SÕBRALAEN OÜ, IsePankur OÜ, IsePankur AS. Seisuga 31.12.2019 töötas seal 53 töötajat. (Bondora AS 2020) Bondora laene pakutakse nii Eestis, Soomes kui ka Hispaanias ning neid on müüdnud 40-st eri riigist pärit jaeinvestoritele. (Taustinformatsioon Bondora... 2017)

Bondora AS 2018. aasta konsolideeritud majandusaasta aruandest selgub, et 2018. aastal kuulus Bondora AS-ile kolm tütarettevõtet 100%-lise osalusega: Bondora Servicer OÜ, Bondora Capital OÜ ning BC Structured Finance OÜ. Viimane neist on tütre Bondora Capital OÜ tütarettevõtte ning mõlema tegevusalaks on kontserni abitegevused. Bondora Servicer OÜ tegevusala on võlamenetlus. Pärast aruande esitamise kuupäeva likvideeriti Bondora Servicer OÜ ning võlamenetlus viidi emaettevõtte alla. Samuti viidatakse seal restruktureerimisele 2019. aastal, mille kohaselt plaaniti tekitada uus emaettevõtte ja juurde üks tütarettevõtte. (Bondora AS majandusaasta aruanne 2018) Seda hetkel kontrollida ei saa, kuna 2019. aasta majandusaasta aruannet pole veel esitatud.

Bondora AS konsolideeritud bilansimaht 2018. aastal oli mahu poolest sarnane 2017. aastaga, kus see ulatus 3 874 tuhande euroni (2017.a 3 814 tuhat eurot). Ligi poole 2018. aasta aktivast hõivas arvelduskontol olev raha (1 855 tuhat eurot, 47.9%). Lühiajalised finantsinvesteeringud kasvasid võrreldes 2017. aastaga 2018. aastal mõõdukalt 38% (297 tuhandelt 410 tuhandeni), mille all kajastatakse soetatud laenunõudeid. Jätakuvalt suurima osa moodustasid ostjatelt laekumata arvetest 2018. aastal (2 546 tuhat eurot) Eesti nõuded (36%), millele järgnesid Soome nõuded (32%), Hispaania nõuded (30%) ning muude riikide nõuded (2%). Võrreldes 2017. aastaga tegid 2018. aastal hüppelise kasvu muud nõuded (75%) jäädes siiski osakaalult mahust marginaalseks, kuid suuresti kasvasid Soome laenunõuded (46%). Võrreldes 2017. aastaga kasvas 2018. aastal ebatõenäoliselt laekuvate nõuete maht 1 123 tuhandelt 1 323 tuhande euroni. (*Ibid*).

Hüppeliselt (74%) kasvas 2018. aastal võrreldes 2017. aastaga väljastatud laenude maht, ulatudes 2018. aastal 60,8 miljoni euroni. Suuresti oli selle ning investorite arvu kasvu taga 2018. aastal kasutusele võetud uus toode Go&Grow. Ka müügitulu suurenes jõudsalt, suurenedes 6,8 miljonilt

(2017) 10,3 miljoni euroni (2018). Ka see kasv on põhjendatud uue tootega, kuid ka tootearenduse ja turundustegevusega. Käibest suurim osa 2018. aastal laekus Eestist (6 275 tuhat eurot ehk 61%), millele järgnes Soome (3 030 tuhat eurot ehk 30%). Võrreldes 2017. aastaga kasvas Soome käive märkimisväärselt 94% (2017 Soome käive 1 559 tuhat eurot). Ehkki müügikäive 2018. aastal küll tõusis, siis puhaskasum oli võrreldes 2017. aastaga väiksem, vähenedes 137 tuhandelt eurolt umbes 100 tuhande euroni. (*Ibid.*)

Bondora ilmselt kõige populaarsemaks investeerimistooteks on *Go&Grow*. Toode pakub investorile kuni 6,75%-list annualiseeritud tootlust ning erineb teistest toodetest likviidsuse poolest – *Go&Grow* puhul ei osteta laenu osakuid, vaid raha investeeritakse ühte investeerimistootesse ning edasi tegeleb sellega juba Bondora ise. Selle toote puhul saab väidetavalt raha välja võtta ükskõik mis ajahetkel. Teine Bondora pakutav toode on Portfellihaldur, mis on pooleldi automatiseeritud ning sobib investoritele, kes alles alustavad oma investeerimisteedkonda. Toode võimaldab valida sobiva investeerimisstrateegia: ülikonservatiivne, konservatiivne, tasakaalustatud, progressiivne ja oportunistlik. Kolmas Bondora pakutav toode on Portfolio Pro, mis on samuti poolautomatiseeritud, aga millega saab detailsemalt investeringuid hallata. Kõige detailsemaks laenuanalüüsiks on võimalik kasutada Bondora API-t. See on liides, millega on võimalik Bondorasse päringuid esitada ning valida laene vastavalt enda investeerimiskriteeriumitele ja -strateegiale. Üldiselt eeldab see häid programmeerimisteadmisi. (Bondora)

## 2.2. Portfell

Bondora koduleheküljel (Bondora) on võimalik leida Bondora üldist statistikat, kust pärineb kõik selles alapeatükis olev info 06.05.2020 külastuskuupäevaga.

Ajavahemikus 2009-2020 on väljastatud laene 369,3 miljoni euro eest. 75,1 miljonit on makstud intressidena välja, 31,9 miljonit on laenu põhiosa viivises (*principal overdue*) ning 43,2 miljonit eurot on brutokasum. Väljastatud laenudest on suurima osakaaluga F ja E reitinguga laenud (Tabel 1), mille osakaal portfellis on 44%. Sellele järgnevad D (18%) ja C (15%) reitinguga laenud. Ka kõige rohkem intressitulu laekub F reitinguga laenudest (26%), millele järgnevad E ja D reitinguga laenud (vastavalt 19% ja 18%). Üle veerandi (28%) portfelli põhiosa viivise kogumahust tuleb HR

reitinguga laenudest, mis toodab ühtlasi negatiivset brutokasumit kogu brutokasumimahust (-2%).  
Kõige rohkem toob brutokasumit sisse F reitinguga laenud (32%). (Ibid.)

Tabel 1. Bondora portfelli kasumlikkus ajavahemikus 2009-2020

	Väljastatud laenud	Osakaal	Intressidena väljamakstud	Osakaal	Põhiosa võlg	Osakaal	Brutokasum	Osakaal
AA	14,563,605	4%	897,758	1%	205,891	1%	691,869	2%
A	12,762,433	3%	1,800,439	2%	435,432	1%	1,365,007	3%
B	32,339,194	9%	5,711,188	8%	1,916,277	6%	3,794,910	9%
C	54,721,958	15%	10,908,786	15%	3,983,891	12%	6,924,894	16%
D	65,957,756	18%	13,697,120	18%	5,614,029	18%	8,083,091	19%
E	83,209,431	23%	14,564,417	19%	5,806,688	18%	8,757,726	20%
F	78,935,517	21%	19,542,279	26%	5,527,462	17%	14,014,814	32%
HR	25,046,343	7%	7,455,718	10%	8,392,427	26%	-936,713	-2%
-	1,747,392	0%	541,633	1%	59,831	0%	481,801	1%
<b>KOKKU</b>	<b>369,283,629</b>	<b>100%</b>	<b>75,119,338</b>	<b>100%</b>	<b>31,941,928</b>	<b>100%</b>	<b>43,177,399</b>	<b>100%</b>

Allikas: Autori protsentarvutused Bondora kodulehel (Bondora) leitava üldise statistika graafiku „Portfelli kasumlikkus“ põhjal 06.05.2020 kuupäeva seisuga

Natuke üle poole on rahastatud Eesti tarbijate laene (51,65%), millele järgneb üle veerandi (34,51%) Soome laenud ning ülejäänud on Hispaania laenud. Portfelli viivises oldud päevade graafikust näeb, et graafikus on peaaegu 121,8 meuri väärtuses laene (32,98%) ning tagasi on makstud 117,6 meuri väärtuses laene (31,84%). Üle 180 päeva on viivises 21,61% kogu portfelli laenudest, mis on absoluutsummas 79,8 meur, ülejäänud viivises laenud umbes 47,9 meur väärtuses on alla 180 päeva viivises. Portfellist on maha kantud 2,1 meur. (Ibid.)

Laenu sihtotstarbest suurim osa on laenuvõtjate poolt määramata jäetud (34,81% ehk ligi 50 meur). Järgnevad renoveerimine/ümberdekoreerimine ja laenude refinantseerimine (vastavalt 16,52% ja 16,21%). 14,35% on määratud muu alla. Ülejäänud otstarbed kahanemise järjekorras on transport, äri, reisimine, kinnisvara, tervis ja haridus. Aktiivses võlamenetluses olevatest laenudest on 44,5 miljon eurot kohtu poolt saanud otsuse ära maksmiseks. Natuke väiksem summa (37,7 meur) on läinud kohtutäiturile tegelemiseks. Umbes 10,8 meur on aga ebatõenäoliselt laekuv. 3,3 meur ulatuses laenudele on esitatud tsiviilhagi, 401 teur on n-ö taastumisperiodis (*cure period*) ning 85,6 teur on DCA2 laenud (180-270 päeva). Rahavoog võlamenetlusest oli 2020. aasta jaanuaris 519,4 teur. (Ibid.)

## 3. METOODIKA

### 3.1. Andmestik

Lõputöös kasutatakse Bondora koduleheküljel leiduvat avalikku statistikat. Avalike raportite alt laaditi alla 23.09.2019 laenude kohta käiv andmebaas *LoanDataset*, mis eksporditi csv failist Exceli formaati. Andmebaas koosneb 109 356-st laenaja infost alates 2009. aastast. Andmebaasis on avaldatud laenajate kohta väga palju erinevat infot, kuid lõputöös selekteeriti välja ainult vajalikud andmed. Lisaks eemaldati puuduliku infoga lahtrid ning lahtrid, kus olid koodid, mida andmebaasi kirjelduses polnud lahti seletatud (nt mõnikord oli andmebaasis mingi tunnuse all kood -1, aga koodide seletused algasid alles 1-st). Lõppvalimiks kujunes seega 17 931 laenaja info. Puhastatud andmestik imporditi ökonomeetriapaketti Gretl. Kirjeldav statistika tehti Exceli funktsionaalsusega. Ülejäänud analüüs teostati Gretlis.

### 3.2. Muutujate valik ja hüpoteesid

Lõputöös püstitati kaks hüpoteesi, mis toetuvad eelnevalt teostatud samalaadsetele uuringutele (vt peatükk „Krediidiriski hindamine ja krediidiriski mõjutavad tegurid P2P laenuportaalides“):

- 1) Laenuvõtjat iseloomustavad karakteristikud nagu sugu, vanus, riik, haridus ning perekonnastaatus seletavad laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosust (on statistiliselt olulised).
- 2) Laenuvõtja laenuspetsiifilised karakteristikud nagu laenu intressimäär, laenu eesmärk, laenuperiood, võla ja sissetuleku suhe, laenusumma, krediidiajalugu ning Bondora krediidiskoor seletavad laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosust (on statistiliselt olulised).

Ainukesed uued tegurid, mida lõputöös mainitud uuringutes pole käsitletud, on laenuvõtja riik ja krediidiajalugu. Lõputöö autor soovis teada, kas need tegurid on Bondora laenude puhul olulised. Makseraskustesse sattumise all mõeldakse hüpoteeside all laenusid, mis on üle 60 päeva viivises. Seega defineeritakse selles lõputöös krediidiriski kui makseraskustesse sattumise tõenäosust. Valitud on just selline päevade arv, sest üle selle määra defineerib Bondora laenu *default case*'ina ehk n-ö hapuks läinud laenuna. Valimisse võetavad tunnused kodeeriti vastavalt sisule.



Kvalitatiivsetele ning järjestustunnustele lisati vastavad fiktiivsed tunnused. Pidevad tunnused jäeti nii, nagu need esinesid originaalandmebaasis (Lisa 1).

Tunnus VIIVIS genereeriti Bondora tunnusest *CurrentDebtDaysPrimary*, mis näitab mitu päeva on laenu põhiosa olnud võlas. Tunnus PEREK\_STAATUS on kodeeritud vastavalt sisulisele tähendusele ehk sarnased tunnused on koondatud ühe koodi alla. Tunnus HARIDUS kodeeriti sarnaselt eelnevaga sisu järgi, kus alg- või põhiharidusega laenuvõtjad koondati ühe koodi alla, kutse- või keskharidusega laenajad teise koodi alla ning kõrgharidus kolmanda koodi alla. Lähtuti sellest, et üldiselt on haridussüsteem kolmeastmeline.

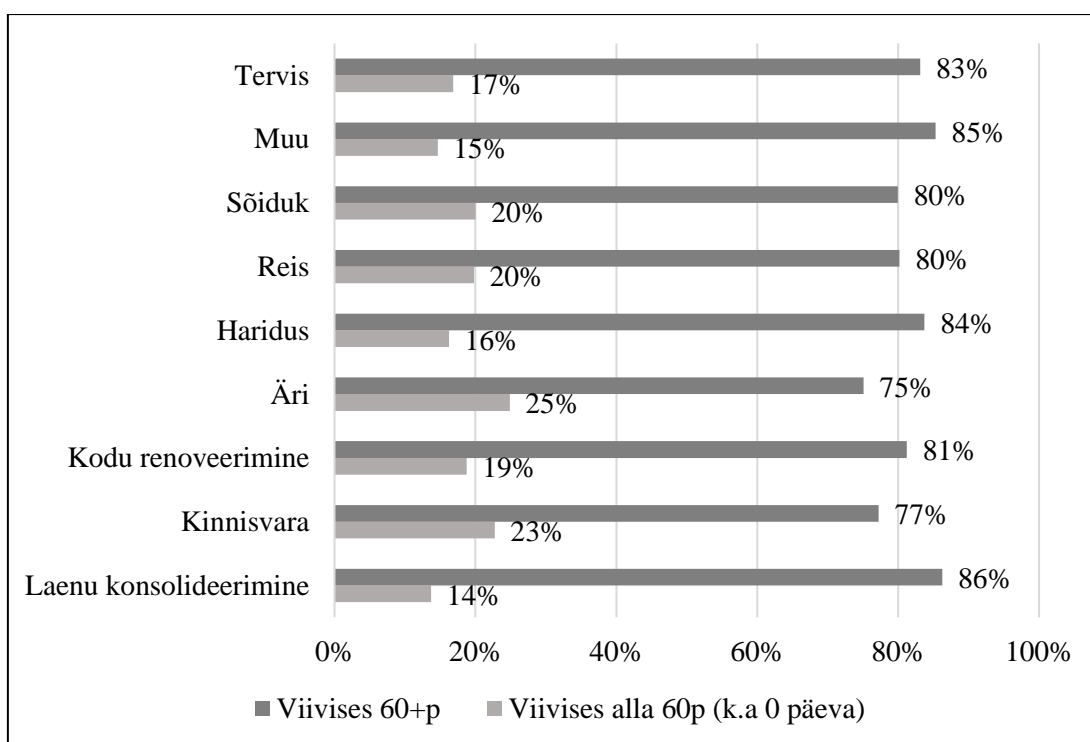
### 3.3. Valimi kirjeldus

Valim koosneb 17 931-st uuritavast laenuvõtjast. Neist 57% olid mehed ning 43% naised. Perekonnastaatuse järgi jagunes valim peaaegu pooleks – abielus või kooselus olid uuritavatest 55% ning vallalise, lahutatud või lese staatuses 45%. Laenuvõtjatest 33%-il (ehk 5960) oli vähemalt 3-kuuline tegevusajalugu Bondoras ning ülejäänutel (67% ehk 11 971) ei olnud eelnevat tegevusajalugu.

Keskmine laenuintressimäär oli 32,88% (Lisa 2). Kõige madalam intressimäär, millega laenu anti oli küll 8,53%, kuid kõrgeim intressimäär ulatus 255,19%-ni, mis on väga kõrge näitaja ja viitab kõrge riskiga laenule. 255,19%-line intressimäär teeb kuus umbes 21,27%. Kõige rohkem väljastati 31%-lisi laenusid (mood). Intressimäära standardhälve oli 16,90%, mis näitab üsna suurt varieeruvust.

Laenuvõtjate keskmine vanus oli 39, kuid kõige rohkem taotlesid laenu 30-aastased. Kõige noorem laenuaotleja oli 19-aastane ning vanim 71-aastane. Enim väljastati 60-kuulisi laene, mis langeb kokku nii mediaani kui maksimaalse laenupikkusega. Kõige lühem laen, mis väljastati oli 3-kuuline. Keskmine võlg sissetulekusse näitaja oli 30%, mis tähendab, et võlg moodustas laenuvõtja sissetulekust 30%. Kõige madalam oli vastav näitaja 0%, kuid kõrgeim näitaja ulatus lausa 76%-ni. Enim esines 11%-lisi võimendusi. Vastava näitaja standardhälve oli 19%. Keskmine laenatav summa jäi 2 886 euro kanti. Laenatava summa mediaan oli 2 230 ning mood 3 000 eurot. Väikseim laenatav summa oli 115 eurot, kuid suurim laenatav summa oli 10 630 eurot, mis teeb laenusumma vahemikuks 10 515 eurot.

Valim on üsna kaldu üle 60 päeva viivises olnud laenude poole – neid juhtumeid on 17 931-st 14 847 ehk 83%, ülejäänud 17% on alla 60 päeva viivises (k.a 0 päeva). Osakaaluliselt kõige rohkem ehk 86% esines üle 60 päevast viivist laenude puhul, mis olid võetud laenu konsolideerimise ehk refinantseerimise eesmärgil (Joonis 1). Sellele järgnesid muul eesmärgil võetud laenud (85%), haridus (84%) ning tervis (83%). Kõige vähem esines üle 60 päevast viivist laenude puhul, mis olid võetud äri eesmärgil (75%). Kõige rohkem oli laenu võetud (Lisa 3) kodu renoveerimise ning muul eesmärgil (mõlemad vastavalt 27% valimi mahust), millele järgnes laenu konsolideerimine (18% valimi mahust). Vähim võeti laenu kinnisvara eesmärgiga (2% valimi mahust).

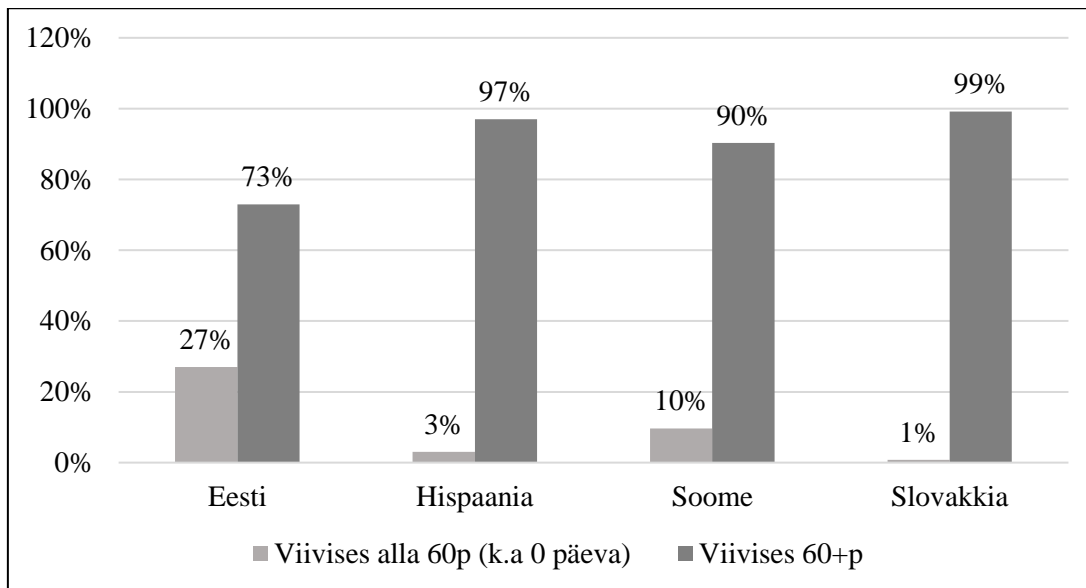


Joonis 1. Laenu eesmärk vs viivisesse sattumise graafik  
Allikas: autori koostatud

Üle poole laenuvõtjatest (Lisa 4) olid kutse- või keskharidusega (61%), millele järgnesid kõrgharidusega (23%) ning alg- või põhiharidusega laenuvõtjad (16%). Enim üle 60 päeva viivises laene esines alg- või põhiharidusega inimestel (88%, Lisa 5), kahanedes haridustaseme kasvades (kutse- või keskharidusega laenuvõtjad 83%, kõrgharidusega 78%).

Valimist ligi pool (52%) on pärit Eestist. Veerandi moodustasid hispaanlased (25%) ning peaaegu teise veerandi (21%) soomlased (Lisa 6). Slovakkias oli laenuvõtjaid marginaalne osa (1%). Enim

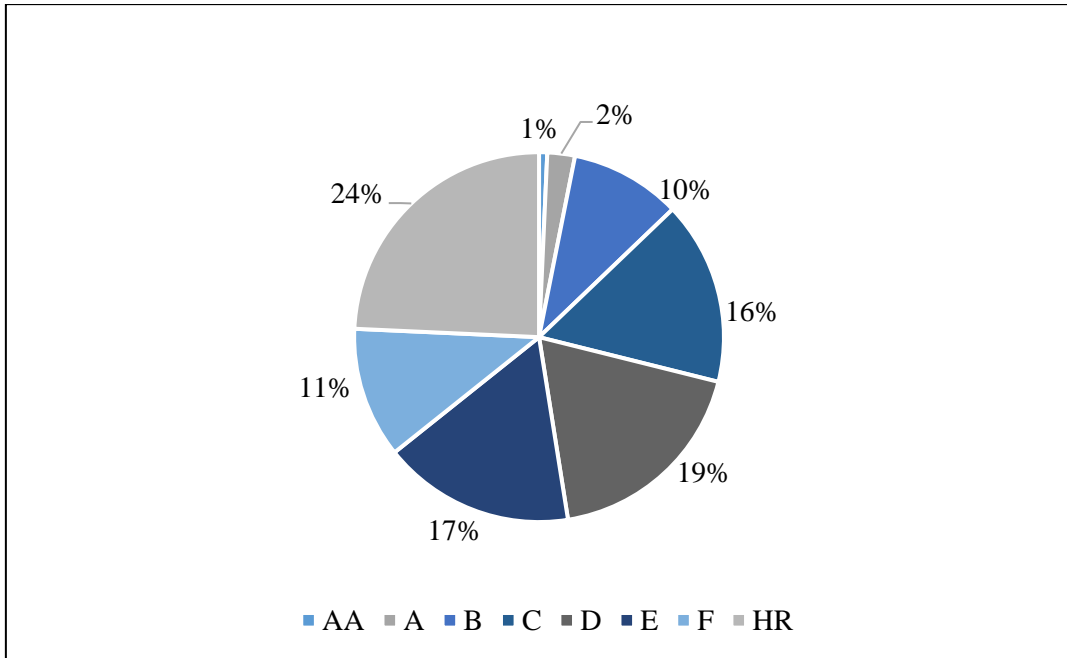
oli üle 60 päeva viivises Slovakkia laene (Joonis 2), kus 60+ päeva laenuviiviste osakaal kogu Slovakkia mahust oli 99%. Hetkel on Bondoras Slovakkia turg kinni pandud, mis põhjendab üle 60 päevaste laenuviiviste suurt osakaalu ning Slovakkia laenuvõtjate väikest osakaalu valimis. Slovakkiale järgnesid Hispaania laenud (97%), Soome laenud (90%) ning väikseim osakaal oli Eesti laenude puhul (73%).



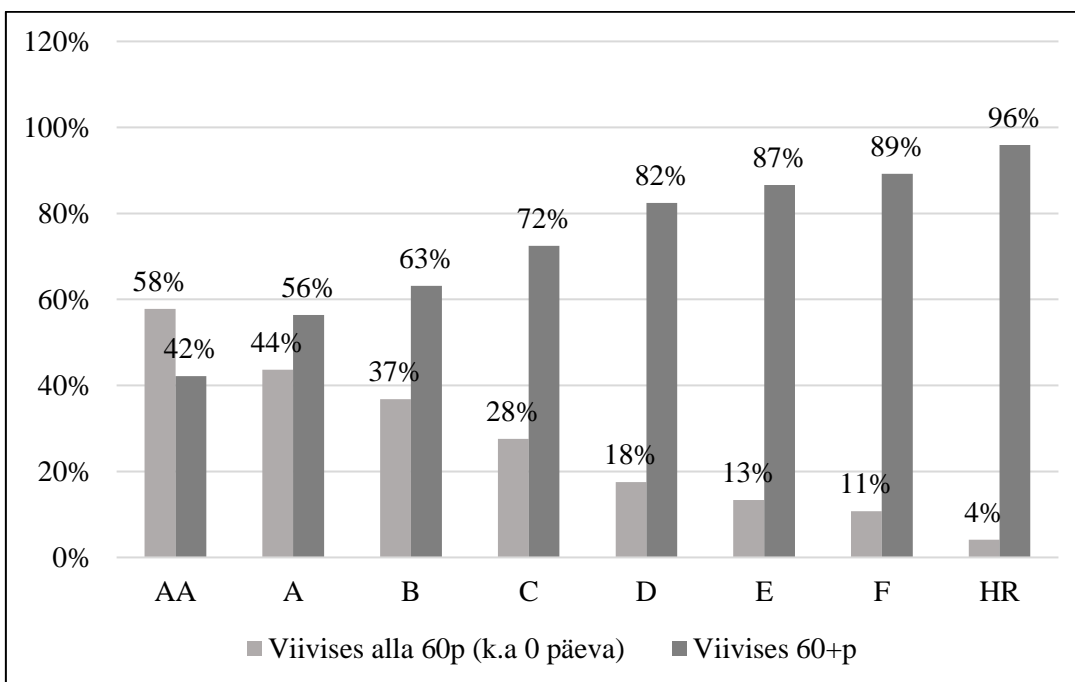
Joonis 2. Laenuvõtja residentsus vs viivisesse sattumise graafik

Allikas: autori koostatud

Bondora laenureitingu protsentuaalsest jaotusest valimis (Joonis 3) selgub, et valimis domineerib madalate reitingutega laenude osakaal. Pea veerandi valimi laenudest (24%) on madalaima reitinguga HR. Sellele järgnevad D reitinguga laenud 19%-lise osakaaluga ning E (17%) ja C (16%) reitinguga laenud. Ligi kümnendiku moodustavad eraldi F reitinguga (11%) ja B (10%) reitinguga laenud. Kõrgete reitingutega laenusid on marginaalne osa valimis (2% A, 1% AA). Jooniselt 4 avaldub loogiline negatiivne seos laenureitingu ning üle 60 päevaste laenuviiviste vahel. Kõrgeim 60+ päevaste laenuviiviste osakaal reitingute lõikes oli HR reitingu puhul (96%) ning madalaim AA reitingu puhul (42%).



Joonis 3. Bondora laenureitingu protsentuaalne jaotus valimis  
Allikas: autori koostatud



Joonis 4. Bondora laenureiting vs viivisesse sattumise graafik  
Allikas: autori koostatud

### 3.4. Uurimismeetodi kirjeldus

Lõputöös uuritakse, kuidas erinevad tegurid mõjutavad eraisiku krediidiriski ehk makseraskustesse sattumise tõenäosust. Selle hindamiseks tuleb ehitada mudel, milles sõltuv muutuja on binaarne – laen läheb üle 60 päeva viivisesse ( $Y=1$ ) või ei lähe ( $Y=0$ ) ning ülejäänud uuritavad tunnused on regressorid. Selleks tuleb kasutada binaarset logistilist regressiooni, mis laseb meil hinnata sõltuvat tunnust kaheväärtuselisena. Järgmisena selgitatakse binaarse logistilise regressioonanalüüsi teoreetilist tagapõhja järgmistele allikatele põhinedes: Hair Jr *et al.* (2013, 322), Osborne (2008, 365), Sauga (2020), Kleinbaum *et al.* (2013, 683-684) ja Pedhazur (1997, 716-717).

Kui meil on tegu binaarse logistilise mudeliga, siis tõenäosus, et sõltuv muutuja on 1 esineb järgmisel kujul:

$$P(Y = 1|X) = \frac{1}{1+e^{-\Lambda}} \quad (1)$$

kus  $\Lambda$  nimetatakse logitiks, mis on lineaarne funktsioon regressoritest  $x_n$ :

$$\Lambda = b_0 + b_1x_1 + \dots + b_nx_n \quad (2)$$

Logit mudeli saame kirja panna järgmiselt:

$$\Lambda = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1x_1 + \dots + b_nx_n \quad (3)$$

kus

$\Lambda$  – logit

$p$  – tõenäosus, et laenuvõtja satub makseraskustesse ( $Y=1$ )

$1-p$  – tõenäosus, et laenuvõtja ei satu makseraskustesse ( $Y=0$ )

$b$  – parameeter

$x$  – regressor

Võttes võrrandis (3) mõlemad võrrandi pooled e astmesse, saame avaldada šansi *Odds*:

$$Odds = \left(\frac{p}{1-p}\right) = e^{b_0 + b_1x_1 + \dots + b_nx_n} \quad (4)$$

Kui tõenäosus näitab meile võimalust, et laenuvõtja satub makseraskustesse või mitte, siis šanss näitab makseraskustesse sattumise tõenäosuse ja mittesattumise tõenäosuse suhet. Erinevalt tõenäosusest ei pea šanss jääma teatud lõiku, vaid võib ulatuda nullist lõpmatuseni. Šansist saame järeldada, et kui šanss on ühest suurem, siis on tõenäosus, et laenuvõtja satub makseraskustesse suurem kui mittesattumise tõenäosus. Kui šanss on alla ühe, siis saame järeldada, et makseraskustesse sattumise tõenäosus on väiksem kui mittesattumise tõenäosus.

Šansside suhe  $OR$  avaldub aga järgmiselt:

$$OR = \frac{Odds_A}{Odds_B} = \frac{\frac{p_A}{1-p_A}}{\frac{p_B}{1-p_B}} \quad (5)$$

kus  $A$  ja  $B$  tähistavad gruppe, mida omavahel võrreldakse.

Šansside suhte interpreteerimiseks tahame näha, kuidas muutub šansside suhe argumendi suurenemisel ühikulise muutuse võrra. Näiteks, kui  $x_1$  suureneb ühiku võrra ning teised tingimused jäävad samaks, siis saame šansside suhte kirja panna järgmiselt:

$$OR = e^{b_1} \quad (6)$$

Šansside suhe näitab seega kahe šansi suhet. Näiteks kui võtta regressoriks  $X$  tunnus sugu, kus  $X=1$  on naine ja  $X=0$  on mees ning me uurime, kuidas sugu mõjutab makseraskustesse sattumise tõenäosust ehk sõltuvat tunnust  $Y$  ( $1$ =laen läheb üle 60 päeva viivisesse,  $0$ =laen ei lähe üle 60 päeva viivisesse), siis  $OR > 1$  korral on naistel suurem šanss sattuda makseraskustesse kui meestel.  $OR < 1$  korral on aga naistel väiksem šanss sattuda makseraskustesse kui meestel ning  $OR = 1$  tähendab, et sugu ei mõjuta makseraskustesse sattumist. Kui näiteks  $OR = 1,07$ , tähendab see, et naiste šanss makseraskustesse sattuda on 7% suurem kui meestel.

Kuna logit mudelis on seos mittelineaarne, tuleb parameetrite hindamiseks kasutada maksimaalse tõepära meetodit. See meetod otsib kõige tõenäolisemalt esinevaid parameetreid. Teisiti öeldes toimub tõepärafunktsiooni maksimeerimine. Tõepära võetakse naturaallogaritm, sest

logaritmine lihtsustab matemaatilist maksimeerimisprotsessi. Logaritmilise tõepärafunktsiooni saab avaldada järgmiselt:

$$\ln L(b|y_1, y_2, \dots, y_n) = \sum_{i=1}^n y_i \Lambda_i - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{\Lambda_i}) \quad (5)$$

kus  $y_i$  tähistab vaatlusandmeid ja  $\Lambda_i$  tähistab  $i$ -nda vaatluse logitit.

## 4. ANALÜÜS JA JÄRELDUSED

### 4.1. Korrelatsioonanalüüs

Üks logistilise regressioonanalüüsi eeldustest on multikollineaarsuse puudumine ehk seletavad muutujad ei tohiks üksteisega olla tugevas korrelatsioonis (Tabachnick, Fidell 2013, 445). Üldlevinud arvamus on, et muutujate vaheline korrelatsioon ei tohiks olla üle 0,85 (Vainu 2006, 43). Seletavad tunnused on püstitatavas mudelis kõik lisas 1 mainitud tunnused peale tunnuse VIIVIS, mida käsitletakse sõltuva muutujana. Kuna Gretl võimaldab uurida korrelatsiooni pidevate tunnuste vahel, siis uuriti korrelatsiooni just nende vahel.

Korrelatsioonanalüüsist selgus (Lisa 7), et ühegi pideva seletava tunnuse vahel ei esinenud kõrget korrelatsiooni. Kõige kõrgem oli korrelatsioon tunnuse L\_SUMMA ja VOLG\_SISSE ehk laenatava summa ja võlg sissetulekusse näitaja vahel, mille puhul korrelatsioonikoefitsient oli 0,2228. See oli ka ainuke koefitsient, mille väärtus oli üle 0,2. Seega pidevate tunnuste vahel multikollineaarsuse probleemi ei esine. Fiktiivsete muutujate puhul uuritakse multikollineaarsuse probleemi ulatust hiljem mudeli analüüsimisel varieeruvusindeksi VIF abil.

### 4.2. Binaarne logistiline regressioonanalüüs

#### 4.2.1 Esialgne mudel

Esialgses mudelis võeti sõltuvaks muutujaks tunnus VIIVIS. Mudeli seletavateks tunnusteks valiti INTRM, SUGU, VANUS, PEREK\_STAATUS, L\_PIKKUS, VOLG\_SISSE, L\_SUMMA, AJALUGU ning tunnuste RIIK, HARIDUS, L\_EESMARK ja REITING fiktiivsed tunnused. Fiktiivsetest tunnustest jäeti välja DRIIK\_1, DHARIDUS\_1, DL\_EESMARK0 ja DREITING\_1, sest need jäeti mudelis baaskategooriateks.

Kõigepealt viidi läbi esmane regressioonanalüüs valitud tunnustega (Lisa 8). Tõepärasuhte testi järgi osutus mudel olulisuse nivool 0,05 statistiliselt oluliseks ( $p=0,0000<0,05$ ). Olulisuse nivool 0,05 osutusid kõik parameetrid statistiliselt oluliseks välja arvatud tunnused VOLG\_SISSE ( $p=0,3565$ ), DL\_EESMARK\_4 (0,1012) ja DL\_EESMARK\_8 (0,3697). Mudeli Akaike kriteerium tuli 14066,40, Schwarzi kriteerium 14292,43 ning Hannan-Quinni kriteerium 14140,74. Õigesti prognoositud koguvaatluste arv on 14 907, mis teeb 83,1% koguvaatlustest. See



tähendab, et mudel seletab 83,1% üle 60 päevaste laenuviiviste juhtumitest. Nendest nulle (viivis alla 60 päeva ja 0 päeva) prognoositi õigesti 241, mis teeb 7,8% kõikidest nullidest. Ühtesid (viivis üle 60 päeva) prognoositi õigesti 14 666 korral, mis teeb 98,8% ühtede koguarvust.

#### 4.2.2 Kitsenduste testimine

Kuna esialgses mudelis olid tunnused VOLG\_SISSE, DL\_EESMARK\_4 ja DL\_EESMARK\_5 statistiliselt ebaolulised, siis tuleb proovida neid eemaldada. Fiktiivsete tunnuste puhul ei saa eemaldada üht fiktiivset tunnust, vaid tuleb eemaldada terve tunnuste komplekt. Tunnuste eemaldamisel kasutatakse kitsenduste testimist, et näha, kas tunnuste eemaldamine on põhjendatud ja parandab mudelit. Tunnuste eemaldamisel kasutatakse sammsammulist tagurpidi kõrvaldamise meetodit ehk eemaldatakse tunnus, mille olulisuse tõenäosus on suurim ning jätkatakse, kuni kõik tunnused on statistiliselt olulised. Kuna tunnuse DL\_EESMARK\_8 olulisuse tõenäosus oli suurim, siis eemaldatakse tunnuse EESMARK fiktiivsete tunnuste komplekt kõige esimesena (Lisa 8). Kitsenduste testimisel kasutatakse kitsenduste F testi. Püsitatakse järgmised hüpoteesid:

H0: Kitsenduse võib peale panna, kitsendatud mudel ei ole oluliselt halvem;

H1: Kitsendust ei tohi peale panna, kitsendatud mudel on oluliselt halvem.

Kitsenduste testimisel tunnusega EESMARK selgus, et F testi olulisuse tõenäosus jäi alla olulisuse nivoo 0.05 ( $p=3,2474^{-7}<0.05$ ), mis tähendab, et nullhüpotees tuleb tagasi lükata ning võtta vastu sisukas hüpotees. Sellest järeldub, et kitsendust ei saa peale panna, sest mudel halvenes oluliselt. Seega tuleb tunnuse EESMARK fiktiivsete tunnuste komplekt mudelisse jätta.

Järgmisena eemaldati mudelist sama meetodiga tunnus VOLG\_SISSE (Lisa 9). Selle tunnuse eemaldamisel ületas F testil saadud olulisuse tõenäosus olulisuse nivoo 0,05 ( $p=0,3565>0,05$ ), mis tähendab, et tuleb vastu võtta nullhüpotees. Sellest järeldub, et kitsenduse võib peale panna, sest mudel ei läinud halvemaks. Võrreldes esialgse mudeliga parandas tunnuse eemaldamine nii Akaike, Schwarzzi kui ka Hannan-Quinni informatsioonikriteeriumit (Lisa 10). Lisaks suurenes veidi võrreldes esialgse mudeliga korrigeeritud determinatsioonikordaja (esialgne 0,1455, pärast kitsenduste testimist 0,1456).

Kui uurida varieeruvusindeksi VIF abil mudeli multikollineaarsust (Lisa 11), siis selgub, et tunnuse REITING kõikide fiktiivsete tunnuste VIF väärtused peale DREITING\_2 on üle 10. Teiste

tunnuste puhul on väärtused alla 10. Kui VIF väärtus on üle 10, siis see viitab multikollineaarsuse probleemile. Ehkki tunnuse REITING fiktiivsed tunnused on mudelis statistiliselt olulised nivool 0,05, siis multikollineaarsuse eemaldamiseks viiakse läbi kitsenduste testimine ka vastava tunnuse puhul. Eemaldades tunnuse REITING fiktiivsete tunnuste komplekt mudelist selgub (Lisa 9), et F testi olulisuse tõenäosus jääb alla olulisuse nivoo 0.05 ( $p=2,4388^{-12}<0,05$ ) ehk mudel on oluliselt halvem. Järelikult ei saa seda tunnuste komplekti mudelist välja jätta.

Kui vaadata tunnuse REITING fiktiivseid tunnuseid, siis märgid tunuvad loogilised – baaskategooriaga ehk AA reitinguga võrreldes on tõenäosus, et laen satub 60+ päeva viivisesse iga madalama reitingu puhul positiivse märgiga. Lisaks on vastavad fiktiivsed tunnused kõik statistiliselt olulised. Ka mudeli parameetrite standardvead ei ole eriti suured. Toetudes eelnevalt mainitule ning kitsenduse testi tulemusele otsustas lõputöö autor seega tunnuse REITING fiktiivsed tunnused mudelisse jätta.

#### **4.2.3 Lõplik mudel**

Lõplik mudel on seega mudel, kus on eemaldatud tunnus VOLG\_SISSE (Lisa 10). Tõepärasuhte testi järgi osutus mudel oluliseks olulisuse nivool 0,05 ( $p=0,0000<0,05$ ). Mudeli kõik tunnused on statistiliselt olulised olulisuse nivool 0,05, välja arvatud DL\_EESMARK\_8 (statistiliselt ebaoluline) ning DL\_EESMARK\_4 (statistiliselt oluline olulisuse nivool 0,1). Kuna mudel halvenes tunnuse EESMARK fiktiivsete tunnuste eemaldamisel kitsenduste testimise tulemusena, jäid need mudelisse.

Mudel seletab õigesti valimis olevatest laenudest üle 60 päeva laenuviiviste puhul 83,1%. Mudeli tõeselt positiivsete määr ehk tundlikkus (st kui suure osa olekust üle 60 päeva laenuviivises prognoosib mudel õigesti) on 98,8%. Mudeli tõeselt negatiivsete määr ehk spetsiifilisus (st kui suure osa olekust on alla 60 päeva ja 0 päeva laenuviivises) on 7,8%. See tähendab, et mudel on väga kaldu üle 60 päevaste laenuviiviste suunas (seda on rohkem õigesti hinnatud). Teisiti öeldes prognoosib mudel üle 60 päevalisi laenuviiviseid paremini kui alla selle. Mudeli McFaddeni  $R^2 = 0,1490$ . Akaike informatsioonikriteerium tuli 14065,25, Schwarzzi informatsioonikriteerium 14283,49 ning Hannan-Quinni informatsioonikriteerium 14137,03, mis kõik paranesid võrreldes esialgse mudeliga. Lõputöös leitud parim mudel krediidiriski hindamiseks avaldub järgmisel kujul:

$$\begin{aligned}
\text{VIIVIS} = & 0,838 + 0,0191 \text{INTRM} - 0,119 \text{SUGU} - 0,00679 \text{VANUS} + \\
& (0,239) (0,00354) \quad (0,0438) \quad (0,00203) \\
+ & 0,105 \text{PEREK\_STAATUS} - 0,00414 \text{L\_PIKKUS} + 3,56^{-5} \text{L\_SUMMA} - \\
& (0,0446) \quad (0,00154) \quad (1,03^{-5}) \\
- & 0,234 \text{AJALUGU} + 1,72 \text{DRIIK\_2} + 0,935 \text{DRIIK\_3} + 3,22 \text{DRIIK\_4} - \\
& (0,0455) \quad (0,115) \quad (0,0613) \quad (0,715) \\
- & 0,340 \text{DHARIDUS\_2} - 0,786 \text{DHARIDUS\_3} - 0,426 \text{DL\_EESMARK\_1} - \\
& (0,0662) \quad (0,0755) \quad (0,136) \\
- & 0,155 \text{DL\_EESMARK\_2} - 0,503 \text{DL\_EESMARK\_3} - 0,224 \text{DL\_EESMARK\_4} - \\
& (0,0681) \quad (0,0965) \quad (0,132) \\
- & 0,388 \text{DL\_EESMARK\_5} - 0,428 \text{DL\_EESMARK\_6} - 0,177 \text{DL\_EESMARK\_7} - \\
& (0,112) \quad (0,0911) \quad (0,0717) \\
- & 0,116 \text{DL\_EESMARK\_8} + 0,421 \text{DREITING\_2} + 0,422 \text{DREITING\_3} + \\
& (0,122) \quad (0,208) \quad (0,191) \\
+ & 0,633 \text{DREITING\_4} + 0,891 \text{DREITING\_5} + 0,932 \text{DREITING\_6} + 0,978 \text{DREITING\_7} + \\
& (0,192) \quad (0,198) \quad (0,205) \quad (0,218) \\
+ & 1,37 \text{DREITING\_8} + u \\
& (0,228)
\end{aligned}$$

n = 17 931

$R^2 = 0,149$

kus u tähistab juhuslikku komponenti.

Mudeli parameetreid saab tõlgendada järgmiselt:

- 1) Intressimäära kasvades laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus suureneb
- 2) Naissoost laenuvõtja satub väiksema tõenäosusega makseraskustesse kui meessoost laenuvõtja
- 3) Vanuse suurenedes laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus väheneb
- 4) Lese, lahutatud või vallalise laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus on suurem kui abielus või vabaabielus laenuvõtja puhul
- 5) Laenu pikkuse suurenedes laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus väheneb
- 6) Laenatava summa suurenedes laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus suureneb

- 7) Eelnevalt Bondoras vähemalt 3-kuulist tegevusajalugu omava laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus on väiksem kui eelnevat tegevusajalugu mitteomaval laenuvõtja puhul
- 8) Soome, Hispaania ja Slovakkia laenuvõtjatel on suurem tõenäosus makseraskustesse sattuda kui Eesti laenuvõtjatel
- 9) Kesk- või kutseharidusega ning kõrgharidusega laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus on väiksem kui alg- või põhiharidusega laenuvõtja puhul
- 10) Kui laenu võetakse laenu konsolideerimise eesmärgil, siis selle laenuvõtja tõenäosus makseraskustesse sattuda on suurem kui kõikide teiste eesmärkide puhul
- 11) Kui laenuvõtjal on AA reiting, siis tema makseraskustesse sattumise tõenäosus on väiksem kui kõikide teiste (madalamate) reitingute puhul

#### 4.2.4 Tõenäosuse marginaalväärtuste analüüs

Tõenäosuse marginaalväärtuste analüüsi teostamiseks kasutati Gretli funktsionaalsust. Mudel kohandati nii, et ta näitaks tulpa *slopes* (Lisa 12). Väljavõte kuvab selliseid vaatlusi, kus seletavate tunnuste väärtused on võrdsed valimi keskmistega ehk analüüs võimaldab hinnata tõenäosuse muutust, kui vaadeldav parameeter suureneb ühe ühiku võrra ning teised parameetrid püsivad keskmise väärtuse juures (Sauga 2020). Analüüsist selgub, et kui keskmiste parameetritega laenuvõtja laenuintressimäär suureneb ühe protsendi võrra, siis tõenäosus, et laenuvõtja satub makseraskustesse suureneb 0,0020 võrra. Keskmiste parameetritega naisel on 0,0125 võrra väiksem tõenäosus makseraskustesse sattuda kui mehel. Keskmiste parameetritega isiku vanuse kasvades ühe aasta võrra väheneb makseraskustesse sattumise tõenäosus 0,0007 võrra. Kui keskmiste parameetritega laenuvõtja on vallaline, lahutatud või lesk, siis makseraskustesse sattumise tõenäosus on 0,0110 võrra suurem kui abielus või vabaabielus laenuvõtjal. Kui laenu pikkus suureneb 1 kuu võrra, siis tõenäosus makseraskustesse sattuda väheneb 0,0004 võrra. Kui keskmine laenusumma suureneb 1 euro võrra, siis tõenäosus makseraskustesse sattuda suureneb  $3,7188^{-6}$  võrra. Eelnevalt Bondoras ajalugu mitteomava krediitivõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus on 0,0252 võrra suurem kui ajalugu omaval krediitivõtjal.

#### 4.2.5 Šansside suhte analüüs

Šansside suhte analüüsist selgub (Lisa 13), et lahutatud, lesel või valallisel laenuvõtjal on šanss makseraskustesse sattuda 11% suurem kui abielus või vabaabielus laenuvõtja puhul. Naissoost laenuvõtja puhul on šanss makseraskustesse sattuda 11% väiksem kui meessoost laenuvõtjal.

Vanuse suurenedes ühe aasta võrra šanss makseraskustesse sattuda väheneb 1%. Intressimäära suurenedes ühe protsendi võrra šanss makseraskustesse sattuda suureneb 1,92%. Laenu pikkuse suurenedes ühe kuu võrra šanss makseraskustesse sattuda väheneb 1%. Laenatava summa suurenedes ühe euro võrra šanss ei muutu. Eelneva tegevusajalooga laenuvõtjal on šanss makseraskustesse sattuda 21% võrra väiksem kui tegevusajalugu mitteomava laenuvõtja puhul. Võrreldes Eestiga suurenes Slovakkia laenuvõtjate šanss makseraskustesse sattuda 25, Hispaania puhul ligi 6 ning Soome puhul 2,5 korda. Haridustaseme tõustes šanss, et laenuvõtja satub makseraskustesse väheneb – kui laenuvõtjal on kõrgharidus, siis väheneb šanss makseraskustesse sattuda 45% võrreldes madalaima haridustasemega. Kui laenu võetakse äri eesmärgil, väheneb šanss makseraskustessesattuda 40% võrra võrreldes laenu konsolideerimisega. Reitingu halvenedes šanss makseraskustesse sattuda suureneb. Šanss, et laenuvõtja satub makseraskustesse on HR reitingu puhul ligi neli korda suurem AA reitinguga võrreldes.

### 4.3. Järeldused

Analüüsi käigus suudeti esimene hüpotees täielikult ning teine hüpotees peaaegu täielikult ära tõestada. Selgus, et naissoost laenuvõtjal on väiksem tõenäosus makseraskustesse sattuda kui meessoost laenuvõtjatel. Eelnevates uuringutes on leitud sama ning toodud põhjenduseks, et mehed on rohkem riskialtid (Lin *et al.* 2017) ja naised kohusetundlikumad laenu tagasimaksmisel (Gaigalienė, Česnys 2018). Siin võib rolli mängida ka sooline palgalõhe ja varalise kindlustatuse erinevus, mistõttu võib naistel olla rohkem kaotada kui meestel, mis omakorda paneb neid tõsisemalt laenu teenindamisse suhtuma.

Vanus ning makseraskustesse sattumise tõenäosus olid omavahel negatiivses seoses ehk vanuse kasvades makseraskustesse sattumise tõenäosus vähenes. See oli statistiliselt oluline ka eelnevates uuringutes (Lin *et al.* 2017; Gaigalienė, Česnys 2018), kuid nendest selgus vastupidiselt sellele lõputööle, et muutujatevaheline seos oli positiivne. Lõputöös saadud tulemust võib põhjendada aga asjaoluga, et vanuse kasvades tekib inimesel teatud finantsstabiilsus ning finantskirjaoskus, mis võib maksevõimekust tõsta. Samas on lõputöös saadud tõenäosuse muutus vanuse suurenedes ühe aasta võrra väike (0,0007).

Ka laenuvõtja päritoluriik oli uurimuses oluline – nii Hispaania, Slovakkia kui Soome laenud olid riskantsemad kui Eesti laenud. Kuigi Slovakkia laenude puhul oli šanss makseraskustesse sattuda

suurim, siis lõputöös see nii suurt rolli ei mängi, kuna Slovakkia laene oli valimis vaid 1% ning sealne turg on kinni. Hispaania laenude puhul suurenes šanss makseraskustesse sattuda Eesti laenudega võrreldes ligi 6 korda. See võib tulla näiteks erinevast haridustasemest, elatustasemest, maksedistsipliinist või muust tegurist. Võib-olla tunnevad eestlased suuremat etnilist vastutust Bondora ees ja teenindavad laene kohusetundlikumalt, sest tegu on Eesti portaaliga.

Laenuvõtja haridustase oli samuti oluline tegur – haridustaseme kasvades tõenäosus makseraskustesse sattuda vähenes, mida seletavad ka eelnevad uuringud. Neis on põhjendatud, et kõrgharidusega inimesed hoolivad oma prestiižist, mistõttu teenindavad nad laenu paremini (Lin *et al.* 2017) ning üldiselt on neil kõrgem sissetulek ning suurem võimalus leida uus töö vana töö kaotuse puhul (Gaigalienė, Česnys 2018). Need põhjused võivad olla selleski lõputöös asjakohased. Samas võib põhjus peituda selles, et kuna üle poole valimist (52%) olid Eesti laenud, siis Eestis saadakse vajalik finantsharidus üldiselt alles ülikoolis, mis võib majanduslikku mõtteviisi ning finantsidega ümberkäimist positiivselt mõjutada.

Lese, vallalise või lahutatud laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosus oli aga suurem kui abielus või vabaabielus laenuvõtja puhul. Eelnevates uurimustes selgitatakse seda asjaoluga, et lahutatud isikul on üski pere ülalpidamise tõttu finantsiliselt keerulisem (Lin *et al.* 2017) ning abielupaari puhul tõenäoliselt mõlemad töötavad, mistõttu neil on lihtsam kohustisi teenindada (Gaigalienė, Česnys 2018). Samuti võib siin rolli mängida suurem finantskindlus – juhul kui ühe elukaaslase sissetulek peaks mingil põhjusel ootamatult lõppema, siis saab teine elukaaslane teda finantsiliselt toetada. Samas arvab lõputöö autor, et seda võiks rohkem uurida, kuna leidub ka selliseid peresid, kus üks abikaasast on lapsega kodus ning ülalpeetavate arv võiks teoreetiliselt justkui vähendada laenu teenindamise võimekust.

Laenu intressimäär oli positiivses seoses makseraskustesse sattumise tõenäosusega, mis langes kokku Gaigalienė ja Česnys (2018) uuringuga. Intressimäära tõustes protsendi võrra suureneb makseraskustesse sattumise šanss 1,92% võrra. Seos on loogiline, sest kõrgemat teenimisvõimalust korvataksegi kõrgema riskiga. Sellest võib järeldada, et Bondora laenud on õiglaselt hinnastatud. Samasugune loogiline seos esines ka Bondora krediidireitingu ning makseraskustesse sattumise tõenäosuse vahel – mida halvem oli Bondora krediidireiting seda kõrgem oli tõenäosus makseraskustesse sattuda. See seos on ka eelnevalt tõestatud (Carmichael 2014; Möllenkamp 2017; Gaigalienė, Česnys 2018). See näitab sarnaselt intressimääradele, et Bondora krediidireiting on laenudele õiglaselt määratud, mis tekitab rohkem läbipaistvust laenude

valimisel. Investoril on võimalik seega usaldada krediireitingut ning valida laene portfelli enda riskiisu järgi.

Laenu eesmärkidest osutusid kõik tunnused statistiliselt oluliseks, v.a tervise eesmärgil võetud laen. Ka eelmistes uuringutes oli laenu eesmärk oluline (Gaigalienė, Česnys 2018; Carmichael 2014). Kõikide laenueesmärkide tõenäosused makseraskustesse sattuda olid võrreldes laenu konsolideerimisega madalamad, mis tähendab, et laenu konsolideerimise eesmärgil võetud laen oli kõige riskantsem. Kui laenu võeti äri eesmärgil, vähenes šanss makseraskustesse sattuda 40% võrra võrreldes laenu konsolideerimisega, mis tegi sellest kõige vähem riskantsema eesmärgiga laenu. Siin tekib vastuolu eelnevate uuringutega, kus äri eesmärgil võetud laen oli positiivses seoses makseraskustesse sattumise tõenäosusega (Gaigalienė, Česnys 2018).

Ka laenuperiood osutus mudelis oluliseks ning oli negatiivses seoses makseraskustesse sattumise tõenäosusega. Kuigi see oli oluline, siis tõenäosuse marginaalväärtuste analüüsist selgus selle väike tegelik mõju – kui keskmine laenuperiood suurenes 1 kuu võrra, siis tõenäosus makseraskustesse sattuda vähenes vaid 0,0004 võrra. Negatiivset seost saab põhjendada sellega, et pikem laenuperiood annab laenuvõtjale kauem vabadust finantsidega ümber käia ega ahelda teda liigselt laenumaksete külge. Gaigalienė ja Česnys (2018) uuringus oli seos aga positiivne. Carmichael (2014) leidis, et laenuvõtja tõenäosus makseraskustesse sattuda oli maksimaalne 13 kuud pärast laenu väljastamist, misjärel hakkas tõenäosus langema.

Krediidiajalugu on samuti oluline tegur makseraskustesse sattumise tõenäosuse prognoosimisel. Eelneva ajaloo laenuvõtjal on väiksem tõenäosus makseraskustesse sattuda kui ajalugu mitteomava puhul. Sellise tulemuse ühe põhjusena võib märkida asjaolu, et vanal kliendil on näidata ette eelnev makseajalugu, mistõttu tal on lihtsam ka edaspidi Bondorast krediiti saada. Samas võib see tulemus olla vaieldav, sest kõrge reitinguga laenu puhul ei pruugi ajalugu suurt rolli mängida – tulemus võib reitingute lõikes erineda.

Laenusumma on samuti statistiliselt oluline tegur makseraskustesse sattumisel, mis kattub eelnevate uuringutega (Carmichael 2014; Möllenkamp 2017; Lin *et al.* 2017). Tõenäosus makseraskustesse sattuda suureneb laenusumma kasvades, mis kattub Lin *et al.* (2017) tulemusega. Kuigi marginaalefekt oli ühe euro kasvades madal (tõenäosus suurenes ühe euro kasvades  $3,7188^{-6}$  võrra) ning šanss laenusumma kasvades euro võrra ei muutunud, siis mitmete tuhandete eurode puhul võib efekt olla suurem, mistõttu ei tohiks seda täielikult alahinnata.

Tulemus võib olla seotud maksevõimega. Võib juhtuda, et ühisrahastusportaalides ei verifitseerita inimeste sissetulekuid, mistõttu võidakse laenajale väljastada liialt suur laenusumma, mida ta tegelikkuses teenindada ei jaksa.

Statistiliselt ebaoluline tegur oli võlg sissetulekuse näitaja. Kuigi eelmistes uuringutes (Gaigalienė, Česnys, 2018; Lin *et al.* 2017; Möllenkamp 2017) oli see tunnus oluline, siis sellest uurimusest võib järeldada, et Bondora arvatud näitajat ei saa usaldada laenuvaliku langetamisel. See võib tuleneda asjaolust, et laenuvõtja tegelik sissetulek võib olla reaalsest sissetulekust madalam ehk sissetulek pole läbinud kontrolli või on see kontroll olnud puudulik. See võib aga viia olukorrani, kus tegelik laenuvõimendus võib olla kõrgem kui portaalis kajastatud võimendus. Valimit uurides selgus, et keskmine võlg sissetulekuse näitaja oli 30% ning enim esines valimis 11%-lisi võimendusi. Seega võib tegelik näitaja olla sellest veelgi kõrgem.



## KOKKUVÕTE

Lõputöös analüüsiti krediidiriski mõjutavaid tegureid ühisrahasutusportaalil Bondora. Töö eesmärk oli uurida, milliste karakteristikutega laenu lähevad suurema tõenäosusega üle 60 päeva viivisesse. Eesmärgi täitmiseks püstitati kaks hüpoteesi:

- 1) Laenuvõtjat iseloomustavad karakteristikud nagu sugu, vanus, riik, haridus ning perekonnastaatus seletavad laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosust (on statistiliselt olulised).
- 2) Laenuvõtja laenuspetsiifilised karakteristikud nagu laenu eesmärk, intressimäär, laenuperiood, võla ja sissetuleku suhe, laenusumma, krediidiajalugu ning Bondora krediidiskoor seletavad laenuvõtja makseraskustesse sattumise tõenäosust (on statistiliselt olulised).

Töös analüüsiti Bondora avalikku laenude statistikat *LoanDataset* 23.09.2019 seisuga. Andmete puhastamisel jäi uuritavaks valimiks 17 931 laenuvõtja andmed. Valimit uuriti kirjeldava statistikaga ja hüpoteeside tõestamiseks koostati binaarne logistiline regressioonimudel. Lõputöös suudeti esimene hüpotees täielikult ära tõestada. Teine hüpotees tõestati osaliselt, sest vaid võla ja sissetuleku suhe osutus autori koostatud mudelis ebaoluliseks.

Tööst selgus, et vähem tõenäoliselt satub makseraskustesse laenu, mille võtjaks on kas naine või kes on abielus või vabaabielus. Makseraskustesse sattumise tõenäosus väheneb vanuse suurenedes. Kõrgharidusega laenuvõtja tõenäosus makseraskustesse sattuda on väiksem kui madalama haridustasemega laenuvõtjal. Eestist pärit laenuvõtja puhul oli tõenäosus makseraskustesse sattuda väiksem kui teistest riikidest laenuvõtjate puhul, kusjuures kõrgeim šanss makseraskustesse sattuda oli Hispaania laenude puhul (v.a Slovakkia, mis on sisult ebaoluline, sest neid laene on 1% valimist ja sealne turg on kinni). Kõige riskantsem laenu võtmise eesmärk võrreldes teiste eesmärkidega on laenude refinantseerimine ning väikseim šanss makseraskustesse sattuda on laenul, mis on võetud äri eesmärgil. Intressimäära ja laenusumma suurenedes tõenäosus makseraskustesse sattuda suureneb, kuid laenuperioodi kasvades tõenäosus väheneb. Bondora reitingu halvenedes tõenäosus makseraskustesse sattuda suureneb. Kui laenuvõtjal oli eelnevalt vähemalt 3-kuuline tegevusajalugu Bondoras, siis tema tõenäosus makseraskustesse sattuda oli väiksem kui ajalugu mitteomava laenuvõtja puhul.

Lõputuõ piiranguna võib tuua selle, et laenuperioodi, laenusumma ja vanuse tõenäosuse muutused tõenäosuse marginaalväärtuste analüüsimisel tulid väikesed. Seda saaks parandada muutujaid teisendades, et efekti oleks paremini näha. Lisaks võiks edaspidi uurida näiteks teiste tegurite mõjusid krediidiriskile, kuna avalikus andmebaasis on välja toodud väga palju erinevaid muutujaid. Näiteks võiks uurida, kuidas sõltub krediidirisk ülalpeetavate arvust, kinnisvara omamise staatusest, sissetulekust, tööstaažist, eelnevate kohustiste arvust, sissetuleku verifitseerimise staatusest jne. Samuti võiks uurida, kas võlg sissetulekusse näitaja on õigesti arvutatud. See peegeldaks, kas Bondora arvutatud näitaja on usaldusväärne või on selles uurimistöös tekkinud lihtsalt ebakõla eelnevate uuringutega. Võiks ka uurida, miks välismaised laenud on Eesti laenudest riskantsemad. Viimasena oleks huvitav uurida krediidiriski erinevate krediidiireitingute lõikes, mis annaks detailsema krediidiülevaate.

## **SUMMARY**

### **ANALYSIS OF BORROWER'S CREDIT RISK DETERMINANTS: EVIDENCE FROM CROWDFUNDING PLATFORM BONDORA**

Linda Katariina Grents

Nowadays financial sector is experiencing massive changes due to technology innovation. More and more diverse financing solutions are starting to emerge alongside traditional financing methods. One of these fintech sectors facing extraordinary growth is crowdfunding. The concept of crowdfunding dates back to hundreds of years ago. However, the first crowdfunding platforms as we know them today started to emerge in early 2000s and have seen rapid growth since. Crowdfunding has developed multiple forms throughout history, allowing the money move easier than ever.

Although raising capital or investing through crowdfunding platforms may sound ideal options for some, it also raises many concerns and aspects to think about. We are already facing several legal challenges, problems related to failed platforms and projects, investor and data protection issues etc. Furthermore, due to the novelty of the sector it has not overcome any financial crisis yet which makes its future highly unpredictable. At the time of writing this thesis COVID-19 pandemic spread across the world which will certainly affect our financial sector alongside crowdfunding. This will make this thesis' topic even more acute and important to investigate.

Even though crowdfunding entails numerous risks, the author of this Bachelor thesis will put its focus to a risk investors can influence to a certain extent (as choosing loans with specific characteristics to his/her portfolio) which is credit risk. In this paper credit risk is defined as probability of default (probability that a loan payment is delayed over 60 days). This paper will investigate Bondora's loan data which is a well-known crowdlending platform in Estonia. The goal of this paper is to investigate which determinants increase the risk of loan payment delay over 60 days (loan default). To investigate such problem, two hypothesis were developed:

- 1) Characteristics describing the borrower such as gender, age, state of residency, education and marital status are statistically significant determinants in describing the probability of loan default
- 2) Loan specific characteristics such as purpose of the loan, interest rate, loan period, debt to income ratio, loan amount, credit history and Bondora's credit rating are statistically significant determinants in describing the probability of loan default

Loan data „LoanDataset“ for this analysis was obtained from Bondora web page as at 23.09.2019. After cleaning the data our sample consisted of 17 931 borrowers' data. We analyzed our sample with descriptive statistics and tested our hypothesis using binary logistic regression analysis. The first hypothesis was proved fully in this thesis. Second hypothesis was only partly proved, as debt to income ratio turned out to be statistically insignificant determinant in the credit model.

It can be concluded that the probability of default decreases when the borrower is a woman or married/cohabitant (compared to a borrower who is divorced, widow or single). Probability of loan default decreases as age of the borrower increases. The relationship between probability of loan default and education is negative – probability of default is lower amongst borrowers with higher education in comparison with those with primary, basic, vocational and high school education. It was also found that Estonians had lower probability of default than any other nationalities. The odds of defaulting were highest among the Spanish compared to Estonians (excluding Slovakia which was the highest, however these loans made up only 1% of the sample which is why the author didn't put so much emphasis on the result). Compared to other purposes of the loan, the loan which was taken in order to refinance a loan was among the riskiest. The odds of defaulting turned out to be the lowest among loans taken for business purposes. Interest rate and loan amount were positively related to the probability of default but the relationship between loan period and probability of default was negative. Loans with higher Bondora credit rating had a lower probability of default. If the borrower had at least 3 months of history in Bondora then her/his probability of default was lower than the borrower with no prior credit history in Bondora.

The limitation of this study emerged analyzing marginal effects of probability – the marginal effects were quite small analyzing loan period, amount and age which can be ameliorated with transforming the variables. In addition, in further studies it could be analyzed how other determinants affect the probability of loan default, for example the number of dependants, estate

ownership status, income, length of employment, the number of previous loans, income verification status etc. It would also be interesting to examine if Bondora's debt to income ratio is correctly calculated which would reflect whether this ratio can be trusted or there was simply a discord between this and previous studies. Lastly, it would be interesting to find out why loans from other countries were riskier than Estonian loans and also investigate default risk among different credit ratings as it gives a broader picture of borrower's loan default determinants.

## KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

Aslam, U., Aziz, H. I. T., Sohail, A., Batcha, N. K. (2019). An Empirical Study on Loan Default Prediction Models. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, 16 (8), 3483-3488.

Atz, U., Bholat, D. (2016). Peer-to-peer lending and financial innovation in the United Kingdom. *Bank of England Staff Working Papers*, No. 598. London: Bank of England.

Aveni, T. (2015). *New Insights Into An Evolving P2P Lending Industry*. Kättesaadav: [https://www.findevgateway.org/sites/default/files/publications/files/new\\_insights\\_into\\_an\\_evolving\\_p2p\\_lending\\_industry\\_positiveplanet2015.pdf](https://www.findevgateway.org/sites/default/files/publications/files/new_insights_into_an_evolving_p2p_lending_industry_positiveplanet2015.pdf), 19. aprill 2020.

Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., Akers, M. D., Bellovary. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies. *Journal of Financial Education*, 33, 1-42.

Boitan, I. A. (2016). Crowdlending and Financial Inclusion Evidence from EU Countries. *Economic Alternatives*, issue 4, 418-432.

Bondora AS majandusaasta aruanne 2018.

Bondora AS. E-krediidiinfo. Kättesaadav: <https://www.e-krediidiinfo.ee/11483929-BONDORA%20AS>, 26. jaanuar 2020.

Bondora. Kättesaadav: <https://www.bondora.com/et>, 20. aprill 2020.

Carmichael, D. (2014). *Modeling Default for Peer-to-Peer Loans*. Kättesaadav: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2529240](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2529240), 30. jaanuar 2020.

Chaffee, E. C., Rapp, G. C. (2012). Regulating Online Peer-to-Peer Lending in the Aftermath of Dodd-Frank: In Search of an Evolving Regulatory Regime for an Evolving Industry. *Wash. & Lee L. Rev.*, 69 (2), 485-533.

Chervyakov, D., Rocholl, J. (2019). How to make crowdfunding work in Europe. *Bruegel Policy Contribution issue no. 6*. Kättesaadav: [https://www.bruegel.org/wp-content/uploads/2019/03/PC-06\\_2019\\_-1.pdf](https://www.bruegel.org/wp-content/uploads/2019/03/PC-06_2019_-1.pdf), 25. jaanuar 2020.

Davis, K., Murphy, J. (2016). Peer to Peer Lending: Structures, Risks and Regulation. *JASSA: The Finisia Journal of Applied Finance*, issue 3, 37-44.

Eljas-Taal, K., Rõa, K., Lauren, A., Vallistu, J., & Müürisepp, K. (2016). *Jagamismajanduse põhimõtete rakendamine Eesti majandus- ja õigusruumis: Lisa C Finantsteenused*. Kättesaadav: [https://www.mkm.ee/sites/default/files/lisa\\_c\\_finantsteenused.pdf](https://www.mkm.ee/sites/default/files/lisa_c_finantsteenused.pdf), 25. jaanuar 2020.

Ellermaa, E. (2020). *Finantsinspeksioon hakkab ühisrahasutusplatvormide üle järelevalvet tegema*. Kättesaadav <https://www.err.ee/1026065/finantsinspeksioon-hakkab-uhisrahasutusplatvormide-ule-jarelevalvet-tegema>, 22. veebruar 2020.

*Finantsstabiilsuse ülevaade 2/2015*. (2015). Eesti Pank. Kättesaadav: <https://www.eestipank.ee/publikatsioon/finantsstabiilsuse-ulevaade/2015/finantsstabiilsuse-ulevaade-22015>, 12. veebruar 2020.

*Finantsstabiilsuse ülevaade 2/2018*. (2018). Eesti Pank. Kättesaadav: <https://www.eestipank.ee/publikatsioon/finantsstabiilsuse-ulevaade/2018/finantsstabiilsuse-ulevaade-22018>, 12. veebruar 2020.

Freedman, D. M., Nutting, M. R. (2015) *A Brief History of Crowdfunding Including Rewards, Donation, Debt, and Equity Platforms in the USA*. Kättesaadav: <http://www.freedman-chicago.com/ec4i/History-of-Crowdfunding.pdf>, 17. veebruar 2020.

Gaigalienė, A., Česnys, D. (2018). Determinants of Default in Lithuanian Peer-To-Peer Platforms. *Management of Organizations: Systematic Research*, 80 (1), 19-36.

Gedda, D., Nilsson, B., Sâthén, Z., Søylen, K. S. (2016). Crowdfunding: Finding the Optimal Platform for Funders and Entrepreneurs. *Technology Innovation Management Review*, 6 (3). 31-40.

Hair Jr, J. F., Black, W. C., Babin B. J., Anderson, R. E. (2013). *Multivariate Data Analysis: Pearson New International Edition* (7th ed). Harlow, United Kingdom: Pearson Education Limited.

Kleinbaum, D. G., Kupper, L. L., Nizam, A., Rosenberg, E. S. (2013). *Applied Regression Analysis and Other Multivariable Methods* (5th ed). Boston, USA: Cengage Learning.

Kirby, E., Worner, S. (2014). Crowd-funding: An Infant Industry Growing Fast. *Staff Working Paper of the IOSCO Research Department*, No. [SWP3/2014].

*Lending Club*. (2019). Wikipedia. Kättesaadav: <https://en.wikipedia.org/wiki/LendingClub>, 9. veebruar 2020.

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.

*Mis on Fundwise*. Fundwise. Kättesaadav: <https://fundwise.me/et/mis-on-fundwise>, 10. veebruar 2020.

*Mis on kinnisvara ühisrahastus?* [ajaveebipostitus]. (2020, 24. jaanuar). Crowdestate. Kättesaadav: <https://blog.crowdestate.eu/2020/mis-on-kinnisvara-uhisrahastus/>, 19. aprill 2020.

Mollick, E. (2014). The dynamics of crowdfunding: An exploratory study. *Journal of Business Venturing*, 29 (1), 1-16.

Mónika, K., Gábor, M. (2014). Crowdfunding. *Public Finance Quarterly*, 59 (3), 355-366.

Möllenkamp, N. (2017). *Determinants of Loan Performance in P2P Lending*. (Bachelor Thesis) University of Twente, The Faculty of Behavioural, Management and Social Sciences, Enschede, The Netherlands.

*Nimekiri: head tava jälgivad Eesti ühisrahastused, mis peaks olema usaldusväärsed*. (2020). Rahageenius. Kättesaadav: <https://raha.geenius.ee/rubriik/uudis/nimekiri-head-tava-jalgivad-est-uhisrahastused-mis-peak-olema-usaldusvaarsed/>, 12. veebruar 2020.

Osborne, J. W. (2008). *Best Practices in Quantitative Methods*. Thousand Oaks, California, USA: Sage Publications, Inc.

Pedhazur, E. J. (1997). *Multiple Regression in Behavioral Research: Explanation and Prediction* (3rd ed). USA: Wadsworth, Thomson Learning.

Pertman, T. Ühisrahastusplatvormide andmebaas [ajaveebipostitus]. Kättesaadav: <https://rahafoorum.ee/p2p/#site-header>. 10. veebruar 2020.

Sadzius, L., Sadzius, T. (2017). Existing Legal Issues for Crowdfunding Regulation in European Union Member States. *International Journal of Business, Humanities and Technology*, 7 (3), 52-62.

Sauga, A. *Binaarne logit mudel*. Kättesaadav: [https://www.sauga.pri.ee/gretl/logit\\_binary.html](https://www.sauga.pri.ee/gretl/logit_binary.html), 21. aprill 2020.

Stern, C. (2017). Fintechs and Their emergence in banking services in CESEE. *Focus on European Economic Integration*, issue Q3/17, 42-58.

Ziegler, T., Shneor, R., Wenzlaff, K., Odorović, A. Johanson, D., Hao, R., Ryll, L. (2019). *Shifting paradigms. The 4th European Alternative Finance Benchmarking Report*. University of Cambridge, Judge Business School. Kättesaadav: <https://www.jbs.cam.ac.uk/faculty-research/centres/alternative-finance/publications/shifting-paradigms/#.XpsUzcgzZPY>, 10. veebruar 2020.



Tabachnick, B. G., Fidell, L. S. (2013). *Using Multivariate Statistics* (Sixth ed.). California State University, Northridge, USA: Pearson Education, Inc.

*Taustinformatsioon Bondora kohta.* (2017). Bondora Support. Kättesaadav: <https://support.bondora.com/hc/et/articles/212499589-Taustinformatsioon-Bondora-kohta>, 20. aprill 2020.

*The economics of peer-to-peer lending.* (2016). Oxera. Kättesaadav: [https://www.oxera.com/wp-content/uploads/2018/03/The-economics-of-P2P-lending\\_30Sep\\_.pdf-1.aspx.pdf](https://www.oxera.com/wp-content/uploads/2018/03/The-economics-of-P2P-lending_30Sep_.pdf-1.aspx.pdf), 15. veebruar 2020.

*The Five Key Risks in Peer-To-Peer Lending.* (2019). 4th Way. Kättesaadav: <https://www.4thway.co.uk/guides/five-key-risks-peer-peer-lending/>, 16. veebruar 2020.

*Top 80 Peer-2-Peer Lending & Equity by Funding Amounts.* (31. märts 2020). P2P Market Data. Kättesaadav: <https://p2pmarketdata.com/>, 26. aprill 2020.

Trajkowska, B. (2017). *Top 10 equity-based crowdfunding platforms in Europe.* Kättesaadav: <https://www.eu-startups.com/2017/11/top-10-equity-based-crowdfunding-platforms-in-europe/>, 10. veebruar 2020.

Vainu, J. (2006). *Ökonomeetria. Lihtsad mudelid.* Tallinn: Külim.

*Ühisrahastus.* (2018). Finantsinspektsioon. Kättesaadav: <https://www.fi.ee/et/finantsinspektsioon/finantsinnovatsioon/uhisrahastus>, 25. jaanuar 2020.

## LISAD

### Lisa 1. Mudelis kasutatavad tunnused koodidega

Tunnuse nimetus	Tunnuse selgitus ja kood
VIIVIS	0 laen viivises alla 60 päeva (k.a laenu, mille viivis 0 päeva); 1 laen viivises üle 60 päeva
INTRM	laenu intressimäär protsentides
SUGU	0 mees; 1 naine
VANUS	laenuvõtja vanus aastates
RIIK	laenuvõtja residentsus: 1 Eesti; 2 Hispaania; 3 Soome; 4 Slovakkia
<i>DRIIK_1</i>	<i>1, kui laenuvõtja on pärit Eestist, 0 kui muu</i>
<i>DRIIK_2</i>	<i>1, kui laenuvõtja on pärit Hispaaniast, 0 kui muu</i>
<i>DRIIK_3</i>	<i>1, kui laenuvõtja on pärit Soomest, 0 kui muu</i>
<i>DRIIK_4</i>	<i>1, kui laenuvõtja on pärit Slovakiast, 0 kui muu</i>
HARIDUS	1 alg- või põhiharidus; 2 kutse- või keskharidus; 3 kõrgharidus
<i>DHARIDUS_1</i>	<i>1, kui laenuvõtjal on alg- või põhiharidus, 0 kui muu</i>
<i>DHARIDUS_2</i>	<i>1, kui laenuvõtjal on kutse- või keskharidus, 0 kui muu</i>
<i>DHARIDUS_3</i>	<i>1, kui laenuvõtjal on kõrgharidus, 0 kui muu</i>
PEREK_STAATUS	0 abielus või kooselus; 1 vallaline, lahutatud või lesk
L_EESMÄRK	0 laenu konsolideerimine; 1 kinnisvara; 2 kodu renoveerimine; 3 äri; 4 haridus; 5 reisimine; 6 sõiduk; 7 muu; 8 tervis
<i>DL_EESMÄRK_0</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli laenu konsolideerimine, 0 kui muu</i>
<i>DL_EESMÄRK_1</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli kinnisvara, 0 kui muu</i>

<i>DL_EESMÄRK_2</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli kodu renoveerimine, 0 kui muu</i>
<i>DL_EESMÄRK_3</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli äri, 0 kui muu</i>
<i>DL_EESMÄRK_4</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli haridus, 0 kui muu</i>
<i>DL_EESMÄRK_5</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli reis, 0 kui muu</i>
<i>DL_EESMÄRK_6</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli sõiduk, 0 kui muu</i>
<i>DL_EESMÄRK_7</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli muu laen, 0 kui muu</i>
<i>DL_EESMÄRK_8</i>	<i>1, kui laenu eesmärk oli tervis, 0 kui muu</i>
L_PIKKUS	laenu periood kuudes
VÖLG_SISSE	Bondora poolt arvatud laenuvõtja võla ja sissetuleku suhe (%)
L_SUMMA	laenatav summa eurodes
AJALUGU	0 laenuvõtjal ei olnud tegevusajalugu Bondoras (originaalandmebaasis TRUE); laenuvõtjal oli Bondoras vähemalt 3-kuuline tegevusajalugu (originaalandmebaasis FALSE)
REITING	Bondora väljastatud reiting laenuvõtjale: 1 AA; 2 A; 3 B; 4 C; 5 D; 6 E; 7 F; 8 HR
<i>DREITING_1</i>	<i>1, kui laenureiting oli AA, 0 kui muu</i>
<i>DREITING_2</i>	<i>1, kui laenureiting oli A, 0 kui muu</i>
<i>DREITING_3</i>	<i>1, kui laenureiting oli B, 0 kui muu</i>
<i>DREITING_4</i>	<i>1, kui laenureiting oli C, 0 kui muu</i>
<i>DREITING_5</i>	<i>1, kui laenureiting oli D, 0 kui muu</i>
<i>DREITING_6</i>	<i>1, kui laenureiting oli E, 0 kui muu</i>
<i>DREITING_7</i>	<i>1, kui laenureiting oli F, 0 kui muu</i>
<i>DREITING_8</i>	<i>1, kui laenureiting oli HR, 0 kui muu</i>

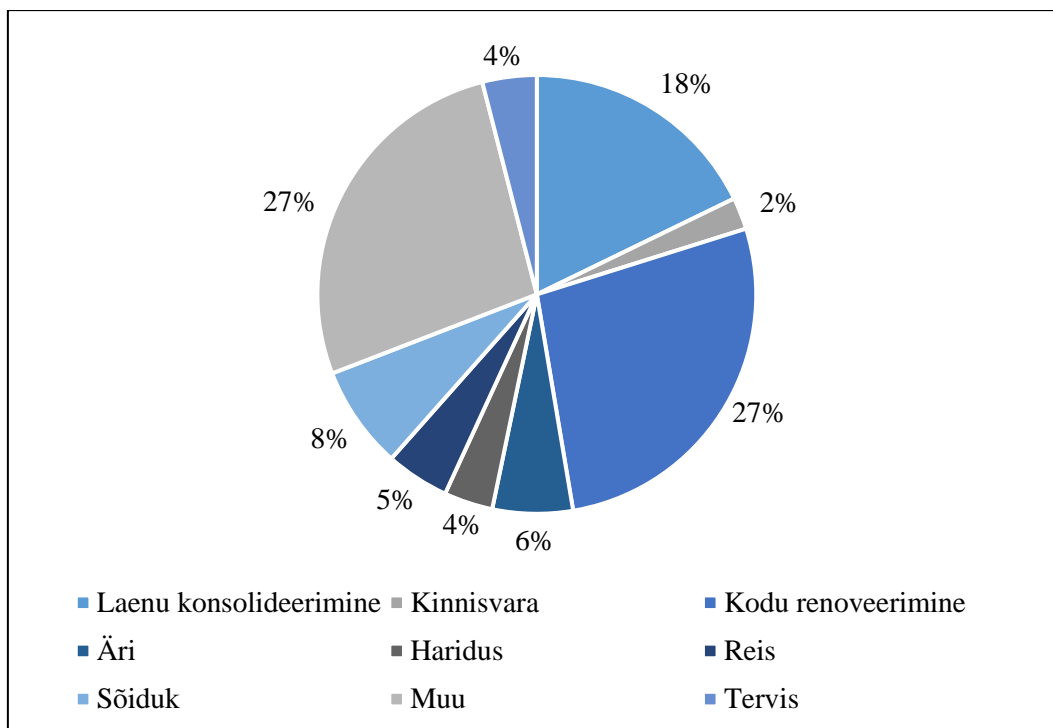
Allikas: autori koostatud

## Lisa 2. Valimi kirjeldav statistika

<b>Näitaja</b>	<b>Intressimäär (%)</b>	<b>Vanus</b>	<b>Laenu pikkus</b>	<b>Võlg sissetulekusse (%)</b>	<b>Laenusumma</b>
Keskmine	32,88	39	48	30	2 886
Mediaan	30,00	37	60	28	2 230
Mood	31,00	30	60	11	3 000
Standardhälve	16,90	11	15	19	2 211
Min	8,53	19	3	0	115
Max	255,19	71	60	76	10 630

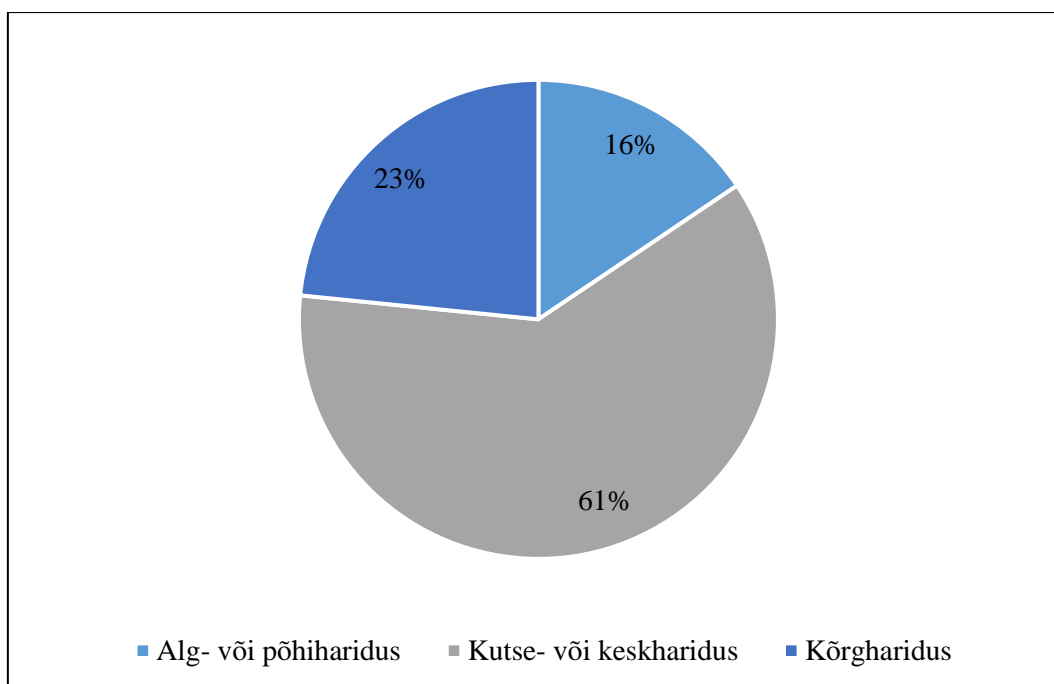
Allikas: Autori koostatud

### Lisa 3. Laenuesmärgi protsentuaalne jaotus valimist



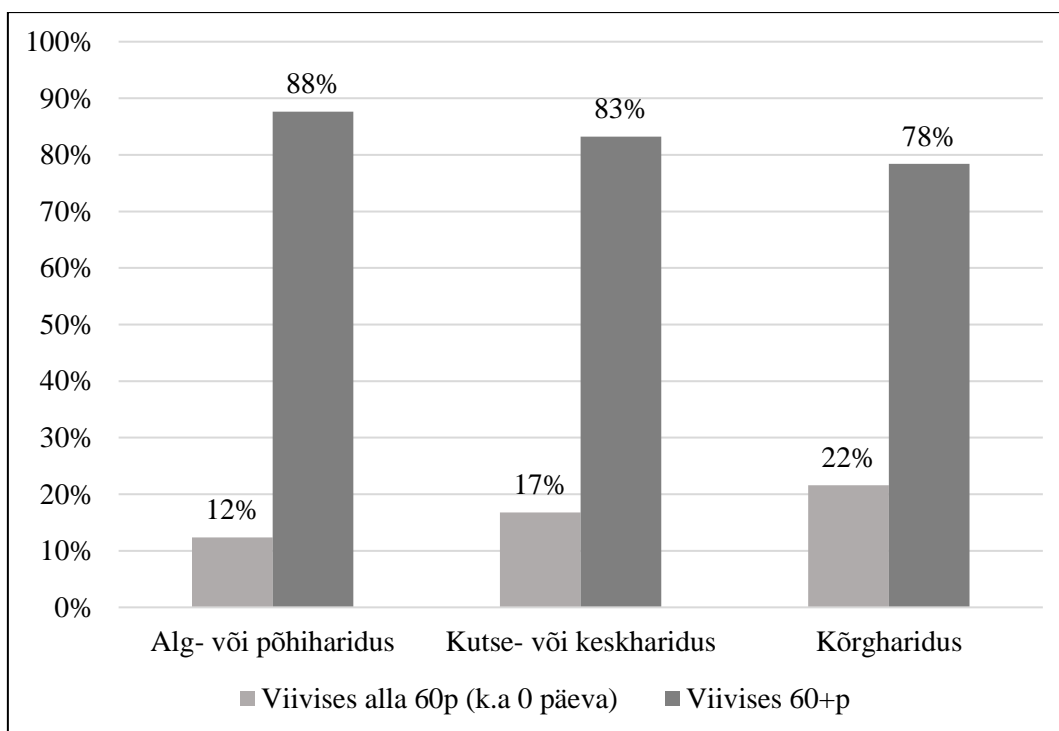
Allikas: autori koostatud

#### Lisa 4. Laenuvõtja haridustaseme protsentuaalne jaotus valimist



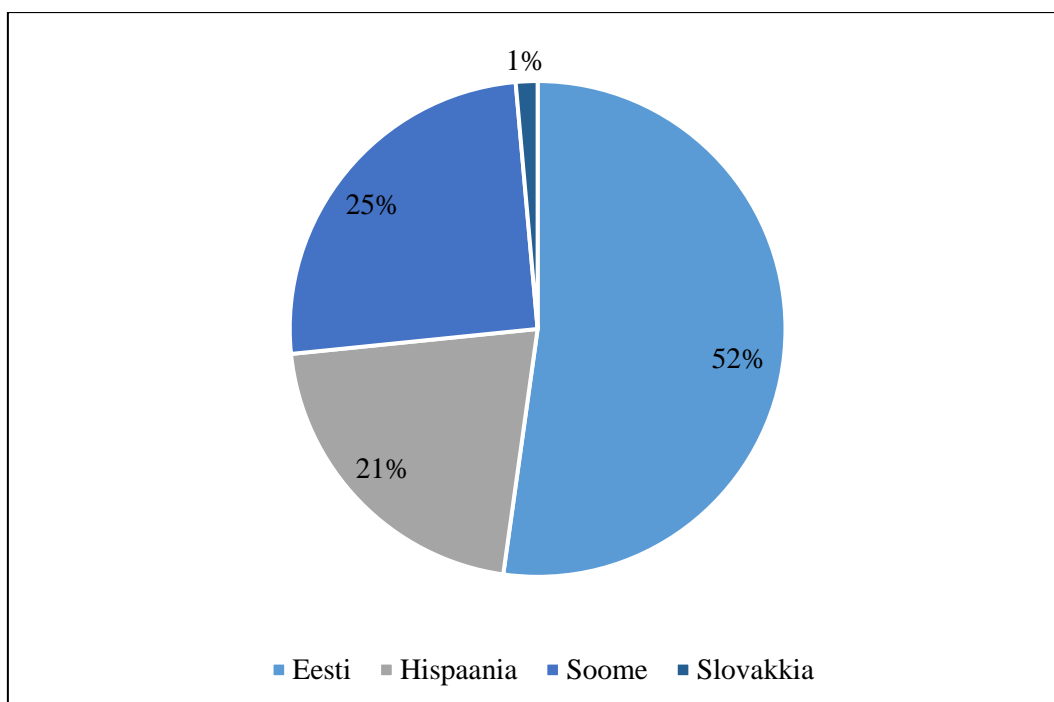
Allikas: autori koostatud

## Lisa 5. Laenuvõtja haridustase vs viivisesse sattumine



Allikas: autori koostatud

## Lisa 6. Laenuvõtja residentsuse protsentuaalne jaotus valimist



Allikas: autori koostatud



## Lisa 7. Korrelatsioonimaatriks pidevate muutujate vahel

Correlation coefficients, using the observations 1 – 17 931					
5% critical value (two-tailed) = 0,0146 for n = 17 931					
INTRM	VANUS	L_PIKKUS	VOLG_SISSE	L_SUMMA	
1	-0,0967	-0,1246	0,0296	-0,1773	INTRM
	1	0,0746	-0,0267	0,0612	VANUS
		1	-0,0391	0,1766	L_PIKKUS
			1	0,2228	VOLG_SISSE
				1	L_SUMMA

Allikas: autori koostatud

## Lisa 8. Esialgne mudel

Logit, using observations 1-17931					
Dependent variable: VIIVIS					
Standard errors based on Hessian					
	coefficient	std. error	z	p-value	
const	0,799210	0,242435	3,297	0,0010	***
INTRM	0,0190026	0,00354792	5,356	<0,0001	***
SUGU	-0,122519	0,0439181	-2,790	0,0053	***
VANUS	-0,00675455	0,00202990	-3,328	0,0009	***
PEREK_STAATUS	0,104002	0,0446315	2,330	0,0198	**
L_PIKKUS	-0,00405020	0,00154708	-2,618	0,0088	***
VOLG_SISSE	0,00115941	0,00125752	0,9220	0,3565	
L_SUMMA	3,31774 <sup>-5</sup>	1,05874 <sup>-5</sup>	3,134	0,0017	***
AJALUGU	-0,243616	0,0467734	-5,208	<0,0001	***
DRIIK_2	1,72115	0,114728	15,00	<0,0001	***
DRIIK_3	0,940441	0,0616280	15,26	<0,0001	***
DRIIK_4	3,22783	0,714560	4,517	<0,0001	***
DHARIDUS_2	-0,337165	0,0662079	-5,093	<0,0001	***
DHARIDUS_3	-0,779344	0,0758325	-10,28	<0,0001	***
DL_EESMARK_1	-0,418062	0,136353	-3,066	0,0022	***
DL_EESMARK_2	-0,147089	0,0685934	-2,144	0,0320	**
DL_EESMARK_3	-0,495927	0,0967862	-5,124	<0,0001	***
DL_EESMARK_4	-0,216288	0,131953	-1,639	0,1012	
DL_EESMARK_5	-0,381077	0,111925	-3,405	0,0007	***
DL_EESMARK_6	-0,421144	0,0913823	-4,609	<0,0001	***
DL_EESMARK_7	-0,172093	0,0719333	-2,392	0,0167	**
DL_EESMARK_8	-0,109795	0,122409	-0,8970	0,3697	
DREITING_2	0,420558	0,207531	2,026	0,0427	**
DREITING_3	0,420976	0,191192	2,202	0,0277	**
DREITING_4	0,634154	0,191854	3,305	0,0009	***
DREITING_5	0,892417	0,197530	4,518	<0,0001	***
DREITING_6	0,935293	0,205270	4,556	<0,0001	***
DREITING_7	0,979754	0,218298	4,488	<0,0001	***
DREITING_8	1,37592	0,227474	6,049	<0,0001	***
Mean dependent var	0,828007	S.D. dependent var	0,377385		
McFadden R-squared	0,149036	Adjusted R-squared	0,145513		
Log-likelihood	-7004,198	Akaike criterion	14066,40		
Schwarz criterion	14292,43	Hannan-Quinn	14140,74		
Number of cases 'correctly predicted'			14907 (83,1%)		
f(beta'x) at mean of independent vars			0,104		
Likelihood ratio test: Chi square (28)			2453,4 [0,0000]		

		Predicted	
		0	1
Actual	0	241	2843
	1	181	14666

Allikas: autori koostatud

\*\*\* Parameetri usaldusintervall on 99%

\*\* Parameetri usaldusintervall on 95%

\*Parameetri usaldusintervall on 90%

## Lisa 9. Kitsenduste testimine

Test for omission of variables -
Null hypothesis: parameters are zero for the variables
DL_EESMARK_1
DL_EESMARK_2
DL_EESMARK_3
DL_EESMARK_4
DL_EESMARK_5
DL_EESMARK_6
DL_EESMARK_7
DL_EESMARK_8
Test statistic: $F(8, 17902) = 5,66702$
with p-value = $P(F(8, 17902) > 5,66702) = 3,2474^{-7}$
Test for omission of variables -
Null hypothesis: parameters are zero for the variables
VOLG_SISSE
Test statistic: $F(1, 17902) = 0,850055$
with p-value = $P(F(1, 17902) > 0,850055) = 0,356549$
Test for omission of variables -
Null hypothesis: parameters are zero for the variables
DREITING_2
DREITING_3
DREITING_4
DREITING_5
DREITING_6
DREITING_7
DREITING_8
Test statistic: $F(7, 17903) = 9,86364$
with p-value = $P(F(7, 17903) > 9,86364) = 2,43877^{-12}$

Allikas: autori koostatud

## Lisa 10. Lõplik mudel

Logit, using observations 1-17931					
Dependent variable: VIIVIS					
Standard errors based on Hessian					
	coefficient	std. error	z	p-value	
const	0,837666	0,238863	3,507	0,0005	***
INTRM	0,0190608	0,00354294	5,380	<0,0001	***
SUGU	-0,118991	0,0437526	-2,720	0,0065	***
VANUS	-0,00679103	0,00202914	-3,347	0,0008	***
PEREK_STAATUS	0,105443	0,0446047	2,364	0,0181	**
L_PIKKUS	-0,00413543	0,00154389	-2,679	0,0074	***
L_SUMMA	3,55712 <sup>-5</sup>	1,02690 <sup>-5</sup>	3,464	0,0005	***
AJALUGU	-0,233591	0,0454851	-5,136	<0,0001	***
DRIIK_2	1,71800	0,114756	14,97	<0,0001	***
DRIIK_3	0,934832	0,0613355	15,24	<0,0001	***
DRIIK_4	3,22003	0,714523	4,507	<0,0001	***
DHARIDUS_2	-0,339853	0,0661520	-5,137	<0,0001	***
DHARIDUS_3	-0,785843	0,0755140	-10,41	<0,0001	***
DL_EESMARK_1	-0,425615	0,136089	-3,127	0,0018	***
DL_EESMARK_2	-0,154589	0,0681092	-2,270	0,0232	**
DL_EESMARK_3	-0,503397	0,0964537	-5,219	<0,0001	***
DL_EESMARK_4	-0,223692	0,131707	-1,698	0,0894	*
DL_EESMARK_5	-0,387943	0,111656	-3,474	0,0005	***
DL_EESMARK_6	-0,427823	0,0911027	-4,696	<0,0001	***
DL_EESMARK_7	-0,177026	0,0717256	-2,468	0,0136	**
DL_EESMARK_8	-0,115814	0,122223	-0,9476	0,3434	
DREITING_2	0,420606	0,207576	2,026	0,0427	**
DREITING_3	0,422055	0,191232	2,207	0,0273	**
DREITING_4	0,633029	0,191885	3,299	0,0010	***
DREITING_5	0,890795	0,197545	4,509	<0,0001	***
DREITING_6	0,932219	0,205252	4,542	<0,0001	***
DREITING_7	0,977882	0,218302	4,479	<0,0001	***
DREITING_8	1,37105	0,227509	6,026	<0,0001	***
Mean dependent var	0,828007	S,D, dependent var	0,377385		
McFadden R-squared	0,148984	Adjusted R-squared	0,145582		
Log-likelihood	-7004,624	Akaike criterion	14065,25		
Schwarz criterion	14283,49	Hannan-Quinn	14137,03		
Number of cases 'correctly predicted'			14906 (83,1%)		
f(beta'x) at mean of independent vars			0,105		
Likelihood ratio test: Chi square (27)			2452,55 [0,0000]		

		Predicted	
		0	1
Actual	0	242	2842
	1	183	14664

Allikas: autori koostatud

\*\*\* Parameetri usaldusintervall on 99%

\*\* Parameetri usaldusintervall on 95%

\* Parameetri usaldusintervall on 90%

## Lisa 11. VIF väärtused multikollineaarsuse testimiseks

Variance Inflation Factors	
Minimum possible value = 1,0	
Values > 10,0 may indicate a collinearity problem	
INTRM	2,041
SUGU	1,045
VANUS	1,176
PEREK_STAATUS	1,086
L_PIKKUS	1,067
L_SUMMA	1,191
AJALUGU	1,141
DRIIK_2	2,202
DRIIK_3	1,387
DRIIK_4	1,127
DHARIDUS_2	1,961
DHARIDUS_3	2,076
DL_EESMARK_1	1,119
DL_EESMARK_2	1,960
DL_EESMARK_3	1,308
DL_EESMARK_4	1,224
DL_EESMARK_5	1,248
DL_EESMARK_6	1,354
DL_EESMARK_7	2,015
DL_EESMARK_8	1,221
DREITING_2	4,295
DREITING_3	13,379
DREITING_4	20,164
DREITING_5	22,950
DREITING_6	21,540
DREITING_7	16,164
DREITING_8	30,087
VIF(j) = 1/(1 - R(j) <sup>2</sup> ), where R(j) is the multiple correlation coefficient between variable j and the other independent variables	

Allikas: autori koostatud

## Lisa 12. Tõenäosuse marginaalväärtused

Logit, using observations 1-17931				
Dependent variable: VIIVIS				
Standard errors based on Hessian				
	coefficient	std. error	z	<i>Slope</i> *
const	0,837666	0,238863	3,507	
INTRM	0,0190608	0,00354294	5,380	0,00199269
SUGU	-0,118991	0,0437526	-2,720	-0,0125174
VANUS	-0,00679103	0,00202914	-3,347	-0,000709963
PEREK_STAATUS	0,105443	0,0446047	2,364	0,0109855
L_PIKKUS	-0,00413543	0,00154389	-2,679	-0,000432335
L_SUMMA	3,55712 <sup>-5</sup>	1,02690 <sup>-5</sup>	3,464	3,71876 <sup>-6</sup>
AJALUGU	-0,233591	0,0454851	-5,136	-0,0251770
DRIIK_2	1,71800	0,114756	14,97	0,128641
DRIIK_3	0,934832	0,0613355	15,24	0,0828446
DRIIK_4	3,22003	0,714523	4,507	0,117869
DHARIDUS_2	-0,339853	0,0661520	-5,137	-0,0345874
DHARIDUS_3	-0,785843	0,0755140	-10,41	-0,0965376
DL_EESMARK_1	-0,425615	0,136089	-3,127	-0,0518096
DL_EESMARK_2	-0,154589	0,0681092	-2,270	-0,0166056
DL_EESMARK_3	-0,503397	0,0964537	-5,219	-0,0621641
DL_EESMARK_4	-0,223692	0,131707	-1,698	-0,0252999
DL_EESMARK_5	-0,387943	0,111656	-3,474	-0,0463043
DL_EESMARK_6	-0,427823	0,0911027	-4,696	-0,0512889
DL_EESMARK_7	-0,177026	0,0717256	-2,468	-0,0190999
DL_EESMARK_8	-0,115814	0,122223	-0,9476	-0,0126084
DREITING_2	0,420606	0,207576	2,026	0,0377243
DREITING_3	0,422055	0,191232	2,207	0,0387740
DREITING_4	0,633029	0,191885	3,299	0,0563494
DREITING_5	0,890795	0,197545	4,509	0,0758769
DREITING_6	0,932219	0,205252	4,542	0,0776372
DREITING_7	0,977882	0,218302	4,479	0,0772420
DREITING_8	1,37105	0,227509	6,026	0,112569

Allikas: autori koostatud



### Lisa 13. Šansside suhted tunnuste jaoks

Odds-ratios for VIIVIS		
Variable	Odds-ratio	95% conf interval
INTRM	1,0192	[ 1,012, 1,026]
SUGU	0,8878	[ 0,815, 0,967]
VANUS	0,9932	[ 0,989, 0,997]
PEREK_STAATUS	1,1112	[ 1,018, 1,213]
L_PIKKUS	0,9959	[ 0,993, 0,999]
L_SUMMA	1,0000	[ 1,000, 1,000]
AJALUGU	0,7917	[ 0,724, 0,866]
DRIIK_2	5,5734	[ 4,451, 6,979]
DRIIK_3	2,5468	[ 2,258, 2,872]
DRIIK_4	25,0288	[ 6,169, 101,542]
DHARIDUS_2	0,7119	[ 0,625, 0,810]
DHARIDUS_3	0,4557	[ 0,393, 0,528]
DL_EESMARK_1	0,6534	[ 0,500, 0,853]
DL_EESMARK_2	0,8568	[ 0,750, 0,979]
DL_EESMARK_3	0,6045	[ 0,500, 0,730]
DL_EESMARK_4	0,7996	[ 0,618, 1,035]
DL_EESMARK_5	0,6785	[ 0,545, 0,844]
DL_EESMARK_6	0,6519	[ 0,545, 0,779]
DL_EESMARK_7	0,8378	[ 0,728, 0,964]
DL_EESMARK_8	0,8906	[ 0,701, 1,132]
DREITING_2	1,5229	[ 1,014, 2,287]
DREITING_3	1,5251	[ 1,048, 2,219]
DREITING_4	1,8833	[ 1,293, 2,743]
DREITING_5	2,4371	[ 1,655, 3,589]
DREITING_6	2,5401	[ 1,699, 3,798]
DREITING_7	2,6588	[ 1,733, 4,079]
DREITING_8	3,9395	[ 2,522, 6,153]

Allikas: autori koostatud

## **Lisa 14. Lihtlitsents**

### **Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks**

Mina Linda Katariina Grents

1. annan Tallinna Tehnikaülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose

„Eraisiku krediidiriski mõjutavate tegurite analüüs ühisrahastusportaali Bondora näitel“,

mille juhendaja on Kristjan Liivamägi (PhD),

1.1 reprodutseerimiseks lõputöö säilitamise ja elektroonse avaldamise eesmärgil, sh TalTechi raamatukogu digikogusse lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;

1.2 üldsusele kättesaadavaks tegemiseks TalTechi veebikeskkonna kaudu, sealhulgas TalTechi raamatukogu digikogu kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.

2. Olen teadlik, et käesoleva lihtlitsentsi punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

3. Kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest ning muudest õigusaktidest tulenevaid õigusi.