

UNIVERZA V LJUBLJANI  
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

**ANALIZA DECENTRALIZIRANEGA POSOJANJA NA POSOJILNI  
PLATFORMI COMPOUND**

Ljubljana, september 2023

JULIA MARSEL FICKO

## IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisana Julia Marsel Ficko, študentka Ekonomske fakultet Univerze v Ljubljani, avtorica predloženega dela z naslovom Analiza decentraliziranega posojanja na posojilni platformi Compound, pripravljenega v sodelovanju s svetovalcem red. prof. dr. Matejem Marinčem

### IZJAVLJAM

1. da sem predloženo delo pripravila samostojno;
2. da je tiskana oblika predloženega dela istovetna njegovi elektronski obliki;
3. da je besedilo predloženega dela jezikovno korektno in tehnično pripravljeno v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, kar pomeni, da sem poskrbela, da so dela in mnenja drugih avtorjev oziroma avtoric, ki jih uporabljam oziroma navajam v besedilu, citirana oziroma povzeta v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani;
4. da se zavedam, da je plagiatorstvo – predstavljanje tujih del (v pisni ali grafični obliki) kot mojih lastnih – kaznivo po Kazenskem zakoniku Republike Slovenije;
5. da se zavedam posledic, ki bi jih na osnovi predloženega dela dokazano plagiatorstvo lahko predstavljalo za moj status na Ekonomski fakulteti Univerze v Ljubljani v skladu z relevantnim pravilnikom;
6. da sem pridobila vsa potrebna dovoljenja za uporabo podatkov in avtorskih del v predloženem delu in jih v njem jasno označila;
7. da sem pri pripravi predloženega dela ravnala v skladu z etičnimi načeli in, kjer je to potrebno, za raziskavo pridobila soglasje etične komisije;
8. da soglašam, da se elektronska oblika predloženega dela uporabi za preverjanje podobnosti vsebine z drugimi deli s programsko opremo za preverjanje podobnosti vsebine, ki je povezana s študijskim informacijskim sistemom članice;
9. da na Univerzo v Ljubljani neodplačno, neizključno, prostorsko in časovno neomejeno prenašam pravico shranitve predloženega dela v elektronski obliki, pravico reproduciranja ter pravico dajanja predloženega dela na voljo javnosti na svetovnem spletu preko Repozitorija Univerze v Ljubljani;
10. da hkrati z objavo predloženega dela dovoljujem objavo svojih osebnih podatkov, ki so navedeni v njem in v tej izjavi;
11. da sem preverila verodostojnost informacij, ki izhajajo iz zapisov na podlagi uporabe orodij umetne inteligence.

V Ljubljani, dne 20. 09. 2023

Podpis študentke: \_\_\_\_\_

# KAZALO

<b>1</b>	<b>UVOD</b> .....	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>DECENTRALIZIRAN FINANČNI SISTEM</b> .....	<b>3</b>
2.1	Gradniki decentraliziranega finančnega sistema.....	4
2.2	Razvoj in ideja decentraliziranega finančnega sistema.....	6
2.3	Pregled storitev decentraliziranega finančnega sistema .....	7
<b>3</b>	<b>TEHNOLOGIJA VERIŽENJA BLOKOV IN DECENTRALIZIRANE FINANCE</b> .....	<b>10</b>
3.1	Zgodovina veriženja blokov .....	12
3.2	Struktura veriženja blokov .....	13
3.3	Primerjava tradicionalnih financ in decentraliziranih financ.....	15
3.4	Prednosti in priložnosti DeFi .....	16
3.5	Slabosti in tveganja DeFi.....	17
<b>4</b>	<b>DECENTRALIZIRANO POSOJANJE</b> .....	<b>20</b>
4.1	Postopek decentraliziranega posojanja .....	23
4.2	Decentralizirane platforme za posojanje.....	24
4.2.1	Compound .....	26
4.2.2	MakerDAO .....	27
4.3	Prihodnost in inovacije na področju decentraliziranega posojanja.....	28
4.4	Potencial za razvoj .....	29
4.5	Vpliv parametrov posojila na verjetnost neplačila posojil – DeFi .....	30
<b>5</b>	<b>P2P POSOJANJE</b> .....	<b>31</b>
5.1	Postopek P2P posojanja .....	32
5.2	P2P posojilne platforme .....	33
5.3	P2P posojilnica Bondora .....	34
5.4	Vpliv parametrov posojila na verjetnost neplačila posojil – P2P.....	35
<b>6</b>	<b>PODATKI IN METODOLOGIJA</b> .....	<b>36</b>
6.1	Model.....	36
6.1.1	Linearni verjetnostni model.....	37
6.1.2	Logistični verjetnostni model .....	38
6.2	Matrika zamenjav .....	40
6.3	ROC krivulja.....	42

<b>6.4</b>	<b>Compound</b> .....	<b>43</b>
6.4.1	Iskanje podatkov .....	43
6.4.2	Oprelitev in značilnosti spremenljivk.....	43
6.4.3	Ocenjeni učinki kvantitativnih spremenljivk .....	45
<b>6.5</b>	<b>Bondora</b> .....	<b>46</b>
6.5.1	Iskanje podatkov .....	47
6.5.2	Oprelitev in značilnosti spremenljivk.....	47
6.5.3	Ocenjeni učinki kvantitativnih spremenljivk .....	50
6.5.4	Ocenjeni učinki kvalitativnih spremenljivk .....	51
<b>7</b>	<b>MODEL IN REZULTATI</b> .....	<b>51</b>
<b>7.1</b>	<b>Compound</b> .....	<b>51</b>
<b>7.2</b>	<b>Bondora</b> .....	<b>53</b>
<b>7.3</b>	<b>Učinki parametrov posojil na verjetnost neplačila posojil</b> .....	<b>57</b>
<b>8</b>	<b>PRIMERJAVA MODELOV</b> .....	<b>58</b>
<b>8.1</b>	<b>Matrike zamenjav</b> .....	<b>58</b>
<b>8.2</b>	<b>ROC krivulje</b> .....	<b>62</b>
<b>8.3</b>	<b>Omejitve</b> .....	<b>63</b>
<b>9</b>	<b>SKLEP</b> .....	<b>63</b>
	<b>LITERATURA IN VIRI</b> .....	<b>65</b>
	<b>PRILOGE</b> .....	<b>71</b>

## KAZALO TABEL

Tabela 1: Največji protokoli DeFi glede na zaklenjena sredstva .....	25
Tabela 2: Primeri P2P posojilnih platform.....	34
Tabela 3: Matrika zamenjav .....	41
Tabela 4: Kvantitativne spremenljivke Compound modela .....	45
Tabela 5: Kvantitativne spremenljivke Bondora modela .....	48
Tabela 6: Spremenljivke Bondora modela (povezane s posojilojemalcem) .....	49
Tabela 7: Compound model z vsemi spremenljivkami .....	52
Tabela 8: Bondora model z vsemi spremenljivkami .....	55
Tabela 9: Bondora model s spremenljivkami, povezanimi s posojilom .....	56
Tabela 10: Matrika zamenjav Compound modela .....	59
Tabela 11: Kazalniki matrike zamenjav - Compound model.....	59
Tabela 12: Matrika zamenjav Bondora modela z vsemi spremenljivkami .....	60

Tabela 13: Kazalniki matrike zamenjav - Bondora model z vsemi spremenljivkami.....	60
Tabela 14: Matrika zamenjav Bondora modela (posojilo) .....	61
Tabela 15: Kazalniki matrike zamenjav - Bondora model (posojilo) .....	61

## KAZALO SLIK

Slika 1: Primer DeFi spodbude za združevanje sredstev.....	8
Slika 2: Struktura veriženja blokov na primeru DeFi.....	14
Slika 3: Posojanje .....	24
Slika 4: ROC krivulja .....	42
Slika 5: Korelacijska matrika Compound spremenljivk.....	46
Slika 6: Korelacijska matrika Bondora spremenljivk.....	50
Slika 7: Primerjava ROC krivulj .....	62

## KAZALO PRILOG

Priloga 1: Primerjava tradicionalnih financ in decentraliziranih financ.....	1
Priloga 2: Prednosti in priložnosti ter slabosti in omejitve DeFi.....	2
Priloga 3: Problem tradicionalnih financ ter Compoundova rešitev .....	3
Priloga 4: Compound model z vsemi spremenljivkami .....	4
Priloga 5: Bondora model z vsemi spremenljivkami .....	5
Priloga 6: Bondora model s spremenljivkami, povezanimi s posojilom.....	7

## SEZNAM KRATIC

angl. – angleško

**APY** – (angl. annual percentage yield); Letni odstotni donos

**AUC** – (angl. area under the ROC curve); Območje pod ROC krivuljo

**DeFi** – (angl. decentralized finance); Decentralizirane finance

**EUR** – evro

**GLM** – (angl. generalized linear model); Posplošeni linearni model

**P2P** – (angl. peer to peer); Množično (posojanje)

**ROC** – (angl. receiver operation characteristic curve); ROC krivulja

**USD** – ameriški dolar

**VB** – Velika Britanija

**ZDA** – Združene države Amerike



# 1 UVOD

Finančne institucije tradicionalnega finančnega sistema se financirajo z depoziti, obveznicami ali z lastniškim kapitalom ter denar posojajo tistim, ki potrebujejo sredstva. Pri tem prevzamejo številna tveganja, kot so obrestno tveganje, tveganje neuskkljenosti zapadlosti (izposojena sredstva imajo običajno krajšo zapadlost kot posojena sredstva) in kreditno tveganje (posojilojemalci morda niso sposobni odplačati posojila). Ker posojilojemalci potrebujejo dolgoročna posojila, finančne institucije oz. posojilodajalci kratkoročne depozite transformirajo v dolgoročna posojila (Saengchote, 2022).

V zadnjih nekaj letih se je po finančni krizi leta 2008 povečala razprava o vzpostavitvi novega finančnega sistema, ki bi bil neodvisen od centralnih posrednikov, kot so centralne banke, poslovne banke ter druge finančne institucije, ki določajo pravila posojanja denarja. Decentralizirani finančni sistem bi, zahvaljujoč uporabi novih tehnologij, brez finančnih posrednikov izvajal vse operacije, ki jih trenutno zagotavlja centralizirani finančni sistem (Gogel in drugi, 2021). Decentralizirane finance (v nadaljevanju DeFi) namreč za finančne storitve, kot so posojanje, investiranje ali izmenjava sredstev uporabljajo tehnologijo veriženja blokov in se pri tem ne zanašajo na tradicionalnega finančnega posrednika. Veriga blokov je vrsta zbirke podatkov, kjer se podatki shranjujejo v blokih, ki so med seboj povezani s kriptografijo (tj. veda, ki se z namenom učinkovite zaščite informacij ukvarja s kodiranjem računalniških algoritmov). Posledično tehnologija veriženja blokov omogoča trajno, nespremenljivo in pregledno beleženje podatkov in transakcij, kar je ključnega pomena za ponudnike finančnih storitev v DeFi (Auer in drugi, 2023).

Tradicionalne finančne institucije, zlasti poslovne banke, se soočajo z izzivi svojih poslovnih modelov, saj nove tehnologije stremijo k prilagoditvi financ in razširitvi dostopnosti finančnih produktov in storitev. Decentralizirane platforme omogočajo storitve na podlagi novih tehnologij, ki lahko dosežejo več strank, nekatere pa ponujajo tudi spletne posojilnice, ki lahko neposredno povežejo varčevalce in posojilojemalce. Te nove storitve in platforme krepijo konkurenco, spodbujajo inovacije in zmanjšujejo stroške finančnega posredništva. Varčevalci dobivajo dostop do širšega nabora varčevalnih, kreditnih in zavarovalniških produktov, medtem ko si mali podjetniki lahko zagotovijo financiranje iz ne-bančnih virov, saj imajo banke običajno stroge zahteve glede najema posojil in zavarovanja. Domača in mednarodna plačila postajajo cenejša in hitrejša, kar koristi potrošnikom in podjetjem (IMF, 2022).

Inovacije v decentraliziranem finančnem sistemu bodo verjetno oblikovale prihodnost denarja in financ, saj digitalno premoženje, kriptovalute, decentralizirano posojanje, stabilni žetoni in digitalne valute centralnih bank hitro pridobivajo zagon. Nekatere namreč že predstavljajo številne potencialne koristi, ki jih je vredno izkoristiti. Glavne izmed prednosti finančnih inovacij v DeFi so možnost odprave zamud in neuspehov posrednikov, znižanje stroškov transakcij in zmanjšanje kreditnega tveganja pri posojanju. Omenjene prednosti

bodo verjetno marsikoga navdihnile k razmisleku o uporabi novih finančnih inovacij DeFi, vendar pa se z njimi pojavljajo tudi številna tveganja, ki jih je potrebno razumeti in obravnavati (IMF, 2022). Z magistrskim delom bom poskušala predstaviti nov trend DeFi, kar bo glavni predmet raziskave, ter ugotoviti, ali je kljub odsotnosti informacij o posojilojemalcih na spletnih platformah za posojanje v DeFi mogoče oceniti verjetnost neplačila posojila. Verjetnost neplačila je finančni izraz, ki opisuje verjetnost neplačila v določenem časovnem obdobju. Predstavlja oceno verjetnosti, da posojilojemalec ne bo mogel izpolniti svojih dolžniških obveznosti oz. načrtovanih odplačil posojila (Kenton, 2023).

V DeFi, kjer ni centralizirane institucije, ki bi prevzela nadzor nad tveganji in delovanjem sistema, in kjer identitete udeležencev niso znane, je mehanizme potrebno preoblikovati tako, da lahko dobavitelji in posojilojemalci kapitala še vedno dosežejo dogovor (Saengchote, 2022). Zato so bile ustanovljene decentralizirane platforme za posojanje, kot je Compound, ki uporabnikom omogoča takojšnje posojanje in izposojanje iz sklada sredstev. Posojilodajalci (in posojilojemalci) sredstev neposredno sodelujejo s protokolom, pri čemer zaslužijo (in plačajo) spremenljivo obrestno mero, ne da bi se jim bilo z nasprotno stranko treba pogajati o pogojih, kot so zapadlost, obrestna mera ali zavarovanje (Leshner in Hayes, 2019). Pravzaprav bi Compound lahko obravnavali kot vzajemnega posojilodajalca, kjer si vlagatelji vzajemno "lastijo" gospodarske koristi protokola (Saengchote, 2022).

Primaren namen magistrskega dela je tako analiza delovanja in razumevanje protokolov za posojanje v DeFi. Glavni cilj magistrskega dela je analiza podatkov vodilne decentralizirane platforme Compound. Z analizo želim dokazati, da je tudi v primeru decentraliziranih posojil, ki temeljijo na veriženju blokov, napoved verjetnosti neplačila posojil mogoča. V delu želim namreč preveriti ali je, kljub anonimnosti informacij o posojilojemalcih, mogoče napovedati verjetnost neplačila posojil za decentralizirana posojila. Z magistrskim delom bom poskušala dokazati, da je napoved verjetnosti neplačila decentraliziranih posojil na platformi Compound mogoča, kot je to mogoče v primeru množičnih (angl. peer-to-peer, v nadaljevanju P2P) posojil, kjer uporabniki niso anonimni. P2P posojilnice posameznikom omogočajo, da brez posredovanja finančne institucije, preko spleta pridobijo posojila neposredno od drugih posameznikov. P2P posojilnice določijo obrestne mere in pogoje ter, podobno kot ostale platforme za posojanje v DeFi, povezujejo posojilojemalce neposredno z vlagatelji (Urbanšček, 2023). S tem namenom bom v analizo vključila estonsko platformo za P2P posojanje, Bondoro, ki posojilojemalcem ponuja nezavarovana potrošniška posojila. Cilji magistrskega dela so med drugim tudi identifikacija dejavnikov, ki vplivajo na verjetnost neplačila posojila pri decentraliziranih posojilih, predstavitev prednosti in omejitev DeFi, primerjava DeFi s tradicionalnimi financami ter opis tehnologije veriženja blokov.

Magistrsko delo je sestavljeno iz teoretičnega dela, v katerem je uporabljena deskriptivna metoda ter iz numeričnega dela, kjer je uporabljena analitična metoda. V teoretičnem delu



so na začetku opisani decentraliziran finančni sistem, delovanje tehnologije veriženja blokov in decentralizirane finance. Predstavljene so tudi prednosti in slabosti DeFi ter njihova primerjava s tradicionalnimi financami. V nadaljevanju je opisano decentralizirano posojanje, kjer so predstavljeni postopek posojanja, nekaj večjih platform za posojanje ter ključni parametri, ki vplivajo na verjetnost neplačila posojil v DeFi. V nadaljevanju je poudarek na P2P posojanju ter na pregledu literature o vplivu parametrov posojil na verjetnost neplačila P2P posojil. Kot osnova za numerični del je uporabljena raziskava avtorja Knižek (2022), s pomočjo katere sem raziskala parametre decentraliziranih posojil na platformi Compound in poskušala sestaviti logit model, ki bi znal predvideti verjetnost neplačila posojil. Poleg tega sem analizirala tudi vpliv spremenljivk na verjetnost neplačila posojil. Za nadgradnjo obstoječe raziskave avtorja Knižek, sem dodala dodatno posojilnico za P2P posojila, Bondoro, ter v nadaljevanju vpliv spremenljivk na verjetnost neplačila posojil na platformi Compound primerjala z analizo parametrov P2P posojil na platformi Bondora.

Decentralizirana posojila, ki temeljijo na verigi blokov in so izvedena preko posojilnice Compound, so analizirana z logit modelom. Sestavljen logit model napoveduje verjetnost likvidacije in preverja, ali je zaradi popolne anonimnosti pri tovrstnem posojanju mogoče izvesti napoved brez kakršnihkoli informacij o posojilojemalcu. Za ponazoritev razlike in postavitev dveh logit modelov so uporabljeni tudi podatki iz platforme za P2P posojanje, Bondora. Za vrednotenje točnosti napovedi modelov sem uporabila več tehnik, kot so krivulja ROC, območje pod krivuljo ROC (v nadaljevanju AUC) ter matrike zamenjav (angl. confusion matrix). V delu je narejena tudi sinteza dobljenih rezultatov.

## **2 DECENTRALIZIRAN FINANČNI SISTEM**

Finančne institucije, kot so banke in podobni finančni posredniki, obstajajo, ker finančni trgi v osnovi usmerjajo prihranke v realne naložbe. Varčevalci imajo različne likvidnostne potrebe ter se med seboj razlikujejo po pripravljenosti za prevzemanje tveganja. Med seboj pa se razlikujejo tudi naložbeni projekti – nekateri so dolgoročni, drugi kratkoročni, razlikujemo pa jih tudi glede na stopnjo tveganja. Zaradi različnih potreb varčevalcev in vlagateljev, je zato glavna vloga finančnih trgov olajšanje pretoka sredstev od posameznikov in podjetij, ki imajo presežek sredstev, k posameznikom in podjetjem, ki sredstva potrebujejo (Kungl. Vetenskaps-Akademien, 2022).

Finančno sklepanje pogodb v nekaterih primerih končne posojilojemalce in posojilodajalce vključuje neposredno - na primer, ko dobavitelj kupcu odobri trgovinski kredit ali ko podjetje širši javnosti izda nove delnice in obveznice – vendar pa bi zgolj takšna oblika finančnih pogodb bila zelo draga in nepraktična. Za rešitev tega problema obstajajo finančni posredniki, kot so v tradicionalnih financah banke in vzajemni skladi (Kungl. Vetenskaps-Akademien, 2022). Ker živimo v svetu nepopolnih informacij, posamezniki denar raje položijo v zaupanja vredne finančne institucije, kot so banke, namesto da bi ga neposredno

posodili neznancu. Banke usmerjajo sredstva od varčevalcev k vlagateljem na način, da prejeta sredstva od enih strank uporabljajo za financiranje drugih strank ter pri tem povezujejo neznane transakcijske subjekte. Finančni posrednik ima tako ključno vlogo pri reševanju informacijskih problemov, ki obstajajo, preden obe stranki transakcije skleneta pogodbo. tj. pomaga reševati asimetrijo informacij pred sklenitvijo pogodbe. Poleg tega pomaga reševati tudi informacijske težave, ki se lahko pojavijo po sklenitvi pogodbe, tj. pomaga reševati asimetrijo informacij po sklenitvi pogodbe. Pri tem pa za svoje opreavljanje storitve običajno prejme določeno pristojbino (Greenbaum in drugi, 2019).

Že v zgodovini so finančni posredniki igrali bistveno vlogo na finančnih trgih, saj so služili kot agenti ter posredniki zaupanja, likvidnosti, poravnave in varnosti. Obseg in vrednost finančnih posrednikov pa sta se sčasoma povečala, da bi zadostila potrebam vse bolj zapletenega finančnega sistema. Od svetovne finančne krize leta 2008 je bilo vse več pozornosti usmerjene k neučinkovitostim, strukturnim neenakostim in skritim tveganjem posredniškega finančnega sistema, zato je bila ideja decentraliziranega finančnega sistema obravnava nekaterih od teh izzivov. Doslej se je tradicionalni finančni sistem opiral na finančno posredništvo, vendar pa je nedavni pojav veriženja blokov pokazal, da lahko stranke, ki se med seboj ne poznajo in so anonimne, sklepajo sporazume, opravljajo transakcije in ustvarjajo vrednost, ne da bi se pri tem zanašale na posrednike (Grassi in drugi, 2021).

Bitcoin, kriptovalute, verige blokov in razvoj različnih aplikacij lahko zato samostojno ali v kombinaciji omogočajo nastanek novega finančnega sistema, kjer bodo posamezniki vse lažje izvajali finančne interakcije ter transakcije na brezplačen in neposreden način. Dobro uveljavljene teorije finančnega posredništva kažejo, da imajo posredniki temeljno vlogo pri zniževanju transakcijskih stroškov in težav, povezanih z asimetrijo informacij. Kljub temu bi lahko razvoj decentraliziranega finančnega sistema vlogo centralnih organov oz. tradicionalnih finančnih posrednikov izničil oz. precej omejil. DeFi za zdaj v celoti ne odpravljajo finančnega posredništva, temveč omogočajo nove načine izvajanja te funkcije. Funkcija finančnega posrednika bi namreč bila izvedena s strani nekoga ali nečesa drugega, kot so platforme ali kode, oz. pametne pogodbe, vendar pa trenutno na trgu finančnih storitev nekaterih ključnih nalog niti teoretično ni mogoče prepustiti v izključno presojo algoritmu. Za delovanje večine aplikacij DeFi so še vedno potrebne človeške odločitve, predvsem pri razvoju in izbiri modelov tveganja ali modelov obrestnih mer (Grassi in drugi, 2021).

## **2.1 Gradniki decentraliziranega finančnega sistema**

Poznamo 9 glavnih gradnikov decentraliziranega finančnega sistema. Prvi in eden izmed ključnih gradnikov so verige blokov (angl. blockchains), ki predstavljajo nov način učinkovitega shranjevanja podatkov ter dostopa do podatkov. Blokovne verige, znane tudi kot tehnologija porazdeljene glavne knjige (angl. ledgers), so javno dostopni zapisi

transakcij, do katerih lahko dostopa kdorkoli in kjerkoli. Trenutno večina storitev DeFi zaradi zmogljivosti in sprejetja s strani razvijalcev deluje v omrežju verige blokov Ethereum, vendar pa se dejavnost storitev povečuje tudi na drugih verigah blokov (Gogel in drugi, 2021).

Drugi gradnik decentraliziranega finančnega sistema predstavlja digitalno premoženje (angl. digital assets). Digitalno premoženje je na splošno opredeljeno kot vsaka digitalna predstavitev vrednosti, ki je zabeležena v kriptografsko zavarovani porazdeljeni knjigi. V DeFi digitalno premoženje predstavljajo kriptovalute in žetoni, s katerimi je mogoče trgovati ali jih prenesti v omrežju verige blokov. Prvo digitalno premoženje, ki temelji na verigi blokov, predstavljajo Bitcoin in druge kriptovalute (Gogel in drugi, 2021).

Denarnice (angl. wallets) so naslednji gradnik decentraliziranega finančnega sistema ter predstavljajo programski vmesnik za uporabnike, s pomočjo katerega lahko upravljajo sredstva, shranjena v verigi blokov. Pri denarnici brez skrbništva ima uporabnik izključni nadzor nad sredstvi preko svojih zasebnih ključev. Poznamo pa tudi skrbniške denarnice, kjer zasebne ključe upravlja ponudnik storitve. Zelo pomemben gradnik v decentraliziranem finančnem sistemu so tudi pametne pogodbe (angl. smart contracts), saj v skladu z vnaprej določenimi pogoji in pravili v obliki kode izvajajo, nadzorujejo in dokumentirajo ustrezne dogodke in dejanja v verigi blokov. Predstavljamo si jih lahko kot programe na verigi blokov, ki se samodejno zaženejo, ko so izpolnjeni vnaprej določeni pogoji. Pametne pogodbe se lahko zato v DeFi uporabljajo za avtomatizacijo nalog, kar pomeni, da za izvedbo posameznih nalog ni potrebe po zaupanja vredni tretji osebi oz. posredniku (Gogel in drugi, 2021).

Decentralizirane aplikacije (angl. decentralized applications – Dapps) predstavljajo peti gradnik decentraliziranega finančnega sistema. So programske aplikacije, zgrajene iz pametnih pogodb, ki so pogosto integrirane z uporabniškimi vmesniki. Predstavljajo računalniške programe, ki se namesto na enem računalniku, izvajajo na verigi blokov ali na množičnem (P2P) omrežju računalnikov. Tovrstne aplikacije so pogosto zgrajene na platformi Ethereum ter so zunaj pristojnosti in nadzora enega samega organa. Gradnik decentraliziranega finančnega sistema so tudi sistemi za upravljanje (angl. governance systems). S tem pojmom je opisana programska oprema, ki upravlja spremembe pametnih pogodb ali drugih protokolov veriženja blokov ter pogosto temelji na žetonih, ki deležnikom v protokolu dodeljujejo glasovalne pravice (Gogel in drugi, 2021).

Poznamo tudi decentralizirane avtonomne organizacije (angl. decentralized autonomous organizations – DAOs), ki predstavljajo subjekte, katerih pravila so opredeljena in uveljavljena v obliki pametnih pogodb. Njihov namen je izboljšanje tradicionalne strukture upravljanja, saj vsakemu članu omogočajo možnost glasovanja in možnost predlaganja pobud (Gogel in drugi, 2021).

Osmi gradnik DeFi so stabilni žetoni (angl. stablecoins) oz. digitalno premoženje, katerega vrednost je vezana na fiat valuto, košarico fiat valut ali drugo premoženje s stabilno vrednostjo. Oraklji (angl. oracles) predstavljajo zadnji gradnik ter so prav tako zelo pomembni za delovanje decentraliziranega finančnega sistema. Oraklji predstavljajo entitete, ki povezujejo verige blokov z zunanjimi sistemi ter tako omogočajo izvajanje pametnih pogodb na podlagi vhodov in izhodov podatkov iz realnega sveta, npr. trenutna cena delnice ali fiat valute. Delujejo kot most med vhodnimi podatki v verigi in podatki zunaj nje ter podpirajo različne primere uporabe (Gogel in drugi, 2021).

## **2.2 Razvoj in ideja decentraliziranega finančnega sistema**

Danes je po svetu v uporabi nezavarovana (fiat) valuta, ki jo nadzirajo centralne banke. Medtem, ko se je oblika denarja skozi čas spreminjala, se osnovna struktura finančnih institucij ni spremenila. Že stoletja živimo v svetu centraliziranih financ, kjer centralne banke nadzorujejo ponudbo denarja, finančno trgovanje večinoma poteka preko posrednikov, najemanje in posojanje pa potekata preko tradicionalnih bančnih institucij. Ker pa se tehnologija nenehno izboljšuje, je v zadnjih nekaj letih tehnološki napredek omogočil razvoj povsem novega, drugačnega finančnega sistema – DeFi (Harvey in drugi, 2021).

DeFi, ki jih omogočajo pametne pogodbe, so na svetovni trg prodrle leta 2018. Ideja je bila ustanovitev alternativnega finančnega sistema, kjer lahko kdorkoli, kjerkoli dostopa do finančnih storitev, kot so posojanje, zavarovanje ter investiranje na podlagi digitalnih sredstev. Takšen alternativni finančni sistem vključuje decentralizacijo, inovativnost, interoperabilnost, brezmejnost, preglednost, varnost in celovitost. Z verižnimi bloki, kot omogočevalci tovrstnega sistema, so podjetniki in inovatorji prepoznali možnost ustvarjanja odprtega finančnega sistema, kjer imajo finančne institucije zgolj omejeno vlogo ali pa so popolnoma brez nje. V finančnem okolju lahko tehnologija veriženja blokov preko porazdeljenega zaupanja in decentraliziranih platform odpravi potrebo po zaupanja vredni tretji osebi ter tako uvede množično posojanje – P2P (Grassi in drugi, 2021).

Osnova vseh protokolov in storitev DeFi so pametne pogodbe. Te se na splošno nanašajo na majhne aplikacije, ki so shranjene v verigi blokov ter za izvajanje ne potrebujejo posrednika, saj kodo pametne pogodbe v omrežju verige vzporedno preverijo in potrdijo vsi udeleženci, imenovani validatorji. V okviru javnih verig blokov je omrežje zasnovano tako, da lahko vsak udeleženec sodeluje ter preveri pravilno izvedbo katerekoli operacije. Ena izmed prednosti pametnih pogodb je visoka raven varnosti, saj bodo pametne pogodbe vedno izvedene, kot je določeno ter vsakomur omogočajo, da neodvisno preveri nastale spremembe stanja. Ob varni izvedbi so zelo pregledne, zmanjšujejo tveganje manipulacije in samovoljnih posegov ter so zaradi dostopa do bogatega nabora navodil zelo prilagodljive. Poleg tega lahko hranijo kripto premoženje in s tem prevzamejo vlogo skrbnika, s povsem prilagodljivimi merili, kako, kdaj in komu se lahko premoženje sprost, kar omogoča veliko različnih novih aplikacij (Schär, 2021a).

Prvotni koncept pametne pogodbe je zasnoval Szabo v letu 1994, nato pa je leta 1997 za nadaljnji opis zamisli uporabil primer prodajnega avtomata. Trdil je, da bi številne pogodbe bilo mogoče vgraditi v strojno in programsko opremo na način, da bi bila kršitev pogodbe draga za kršitelja. Buterin je v letu 2013 predlagal decentralizirano platformo pametnih pogodb, ki temelji na verigi blokov, saj je želel rešiti težave zaupanja v zvezi z okoljem izvajanja. Poleg tega je želel, da bi ta platforma omogočala medsebojno sodelovanje in nadgrajevanje pogodb (sestavljivost). Koncept je nazadnje leta 2015 formaliziral Wood in ga izvedel pod imenom Ethereum. Čeprav obstajajo številne alternative, je Ethereum največja platforma pametnih pogodb glede na tržno vrednost, razpoložljive aplikacije in razvojne dejavnosti (Schär, 2021a). Ethereum je decentralizirana platforma verig blokov, ki se je kot alternativa Bitcoinu pojavila leta 2015. Ima lastno kriptovaluto ETH ter predstavlja infrastrukturo za izvajanje pametnih pogodb (Grassi in drugi, 2021).

Čeprav je decentralizacija zelo inovativna, je v praksi tehnologija, potrebna za zamenjavo vloge finančnega posrednika, počasna in draga z vidika porabe energije (Demertzis in Martins, 2023). Ideja decentralizacije finančnega sistema je vsekakor zanimiva, vendar pa Aramonte in drugi (2021) predstavljajo tako imenovano "iluzijo decentralizacije", saj je zaradi potrebe po upravljanju določena raven centralizacije neizogibna, strukturni vidiki takšnega sistema pa lahko vodijo v koncentracijo moči. Glavna vizija zagovornikov decentraliziranega finančnega sistema je finančno posredovanje brez centraliziranih subjektov, za sprejemanje strateških in operativnih odločitev pa je še vedno potrebno centralizirano upravljanje.

### **2.3 Pregled storitev decentraliziranega finančnega sistema**

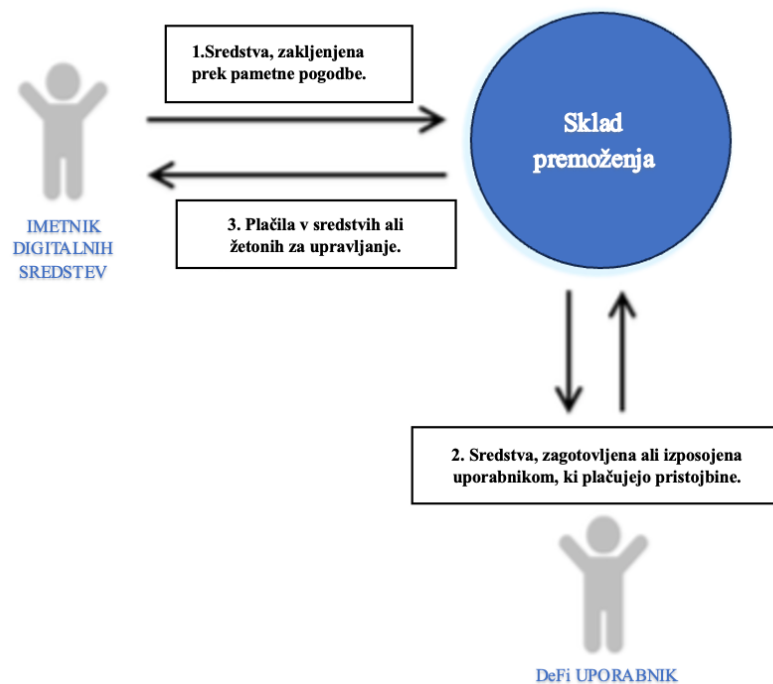
Trg DeFi je v letu 2020 doživel eksplozivno rast, saj se je po podatkih sledilne storitve DeFi Pulse vrednost digitalnega premoženja, zaklenjenega v storitve DeFi, povečala iz manj kot 1 milijarde USD v letu 2019, na več kot 15 milijard USD konec leta 2020, ter na več kot 80 milijard USD maja 2021. Kljub temu pa nekateri avtorji trdijo, da so decentralizirane finance še vedno zgozlj na začetku svojega vzpona (Gogel in drugi, 2021).

Storitve decentraliziranega finančnega sistema temeljijo na pametnih pogodbah, ki jih je mogoče programirati na način, da delujejo skupaj. Tako je preko verižnih blokov decentraliziranih aplikacij mogoče razviti mehanizme, ki izvajajo vedno bolj zapletene finančne storitve. Na primer, decentralizirane aplikacije lahko s programiranjem pametnih pogodb na avtomatiziran in dinamičen način prilagajajo obrestne mere, kar velikim skupinam uporabnikov omogoča sklepanje transakcij na dinamično usmerjenih obrestnih merah glede na povpraševanje po sredstvih. Uporabniki, ki imajo v lasti stabilne žetone, se lahko na primer odločijo, da bodo svoja sredstva združili v sklad, nato pa imajo drugi uporabniki možnost izposoje sredstev iz tega sklada, če zagotovijo določeno obliko zavarovanja. Decentralizirana aplikacija pri tem deluje tako, da v realnem času prilagodi

obrestne mere za posojilojemalce. Opisano je le en primer storitve, vendar pa skupnost DeFi aktivno ustvarja številne druge inovativne finančne storitve (Chohan, 2021).

Večina storitev DeFi vključuje strukture spodbud (angl. incentive structures), ki vplivajo na vedenje udeležencev sistema. Strukture spodbud namreč predstavljajo nabor obljubljenih nagrad ali kazni, ki motivirajo ljudi k določenemu vedenju ali sprejemanju določenih odločitev. Kot je prikazano na sliki 1, strukture spodbud običajno vključujejo imetnike digitalnih sredstev, ki zaklenejo svoja sredstva, da bi prejeli plačilo (podobno kot obresti na posojilo), in uporabnike DeFi, ki plačujejo pristojbine (podobno kot obrestne mere) za dostop do sredstev iz nastalega sklada. Za razliko od tradicionalnega financiranja se ta ureditev uporablja za praktično vse kategorije oz. storitve DeFi. Pridobljena sredstva so lahko stabilni kovanci, posojila, zavarovalne pogodbe ali kovanci, ki se razlikujejo od tistih, ki jih uporabnik zagotovi (Gogel in drugi, 2021).

Slika 1: Primer DeFi spodbude za združevanje sredstev



Pirejeno po Gogel in drugi (2021).

V nadaljevanju je na kratko predstavljenih šest glavnih kategorij storitev DeFi, vendar poznamo tudi pomožne storitve, kot so denarnice in oraklji (Gogel in drugi, 2021):

1. **Stabilni kovanci** predstavljajo vrsto kriptovalute, ki si prizadeva ohraniti stalno vrednost žetona glede na neko sredstvo, najpogosteje ameriški dolar ali drugo večjo fiat valuto. Medtem ko so skrbniški stabilni kovanci zavarovani s fiat denarjem, so neskrbniški stabilni kovanci za stabilizacijo vrednosti zavarovani s kriptovalutami in algoritmi.

2. **Borze** uporabnikom omogočajo neposredno menjavo enega digitalnega premoženja za drugega. S tem izpolnjujejo eno od glavnih možnosti DeFi, saj spodbujajo finančne transakcije, ki jih ne vodijo banke ali borzni posredniki.
3. **Posojanje** vključuje ustvarjanje časovno omejenih instrumentov, ki prinašajo obresti in jih je ob zapadlosti potrebno vrniti. Poleg tega vključuje tudi usklajevanje posojilodajalcev in posojilojemalcev za izdajo teh instrumentov.
4. **Izvedeni finančni instrumenti** so finančni instrumenti, katerih vrednost je določena na podlagi funkcije osnovnega sredstva ali skupine sredstev. Pogosti primeri so terminske pogodbe in opcije, ki se nanašajo na vrednost sredstva v določenem času v prihodnosti.
5. **Zavarovanje** zagotavlja zaščito pred tveganji na način, da v zameno za plačilo majhne zjamčene premije omogoča možnost prejema velikega nadomestila v primeru kritega scenarija.
6. **Upravljanje premoženja** si prizadeva za maksimiranje vrednosti portfelja premoženja na podlagi naklonjenosti tveganju, časovnih obdobj, razpršitve ali drugih pogojev.

Od objave knjige o Bitcoinu leta 2008 in vzpona priljubljenosti tehnologije veriženja blokov, so številna zagonska podjetja, tehnološki velikani in velike banke začeli raziskovati potencial DeFi inovacij ter njihovih storitev. Zaradi poudarka na varnosti in zaupanju ter možnosti zagotavljanja storitev po meri so namreč še posebej primerna za finančni sektor. Primeri vključujejo Facebook, ki je z večimi partnerji ustanovil globalno skupno podjetje za oblikovanje zasebne kriptovalute, poimenovane Libra (preimenovane v Diem), J. P. Morgan, ki je ustvaril digitalni žeton za medbančna plačila, in PayPal, ki na svoji platformi uporabnikom omogoča plačevanje v kriptovalutah (Grassi in drugi, 2021).

Decentraliziran finančni sistem predstavlja novo obliko posredništva ter nov način zagotavljanja finančnih storitev, ki ukinja tradicionalne centralizirane posrednike in se namesto tega zanaša na avtomatizirane protokole. Preprosto povedano, udeleženci DeFi so del množičnega omrežja, zgrajenega na javni verigi blokov, v katerem se lahko sredstva, zastopana v omrežju, samodejno prenašajo preko pametnih pogodb. Ključni elementi tega ekosistema so novi protokoli na verigah blokov, ki podpirajo trgovanje, posojanje in investiranje kripto premoženja, ter stabilni žetoni, ki olajšujejo prenose sredstev. Večina aplikacij DeFi ne zagotavlja novih finančnih produktov ali storitev, temveč znotraj ekosistema posnema tiste, ki jih zagotavlja tradicionalni finančni sistem. Glavna razlika je v načinu zagotavljanja storitev DeFi, ki se ne zanaša na centralizirane posrednike, temveč omogoča njihovo odpravo, pri tem pa ne ogroža varnosti finančnih transakcij. Nov način zagotavljanja storitev ima kljub temu svoja tveganja ter predstavlja izziv tudi za tradicionalno regulacijo finančnih storitev, zlasti zaradi pomanjkanja posrednikov, kot pomembnih regulativnih subjektov.

### 3 TEHNOLOGIJA VERIŽENJA BLOKOV IN DECENTRALIZIRANE FINANCE

Med finančno krizo 2007/08 se je zaupanje v tradicionalni finančni sektor zmanjšalo. Vzrokov za krizo je bilo več, vendar je bilo med njimi najpomembnejše pomanjkanje preglednosti glede obsega tveganja, ki so ga kopičile velike banke. Deset let po finančni krizi se je na obstoječih platformah veriženja blokov postopoma pojavila kompleksna finančna arhitektura DeFi (Gudgeon in drugi, 2020a). Gre za sistem računalniških algoritmov, pogosto poimenovan protokol pametnih pogodb, ki posnema tradicionalne finančne storitve, kot so posojanje, menjava in upravljanje premoženja. Strukturiran je preko niza pametnih pogodb, ki jih lahko predstavljajo prenosljive (trgovalne) številčne vrednosti, znane kot žetoni (Saengchote, 2022). V svoji idealni obliki so DeFi (Werner in drugi, 2021):

1. **Ne-skrbniške** (angl. non – custodial) - udeleženci imajo v vsakem trenutku popoln nadzor nad svojimi sredstvi.
2. **Brez dovoljenj** (angl. permissionless) - vsakdo lahko sodeluje s finančnimi storitvami, ne da bi ga pri tem blokirala ali cenzurirala tretja oseba.
3. **Revizijsko odprte** (angl. openly auditable) - vsakdo lahko revidira stanje sistema.
4. **Sestavljive** (angl. composable) - finančne storitve je mogoče poljubno sestavljati ter je tako mogoče ustvariti nove finančne produkte in storitve.

Veriga blokov je posebna vrsta porazdeljene podatkovne zbirke, v kateri decentralizirano omrežje deležnikov vzdržuje enojni stroj stanja (angl. a singleton state machine). Enojni stroj stanja označuje enoten skupni računalniški program ali algoritem, ki ga vsi udeleženci v omrežju uporabljajo za obdelavo in preverjanje transakcij ter za ohranjanje skladnega zapisa baze podatkov. Transakcije v podatkovni zbirki predstavljajo prehode stanj ter se med udeleženci omrežja širijo v blokih podatkov. Pravilen vrstni red blokov, ki vsebujejo kronološki pregled transakcij v zbirki podatkov, se vzdržuje z uporabo kriptografskih primitivov, s katerimi lahko vsi deležniki ročno preverijo zaporedje blokov (Jensen in drugi, 2021). Kriptografija pri tem zagotavlja mehanizem za varno kodiranje pravil sistema kriptovalut. Uporablja se predvsem za preprečevanje nedovoljenih posegov in dvoumnosti ter za kodiranje pravil za ustvarjanje novih enot valute v protokolu (Narayann in drugi, 2016).

Katere transakcije so veljavne v porazdeljeni zbirki podatkov je določeno s pravili omrežnega protokola konsenza (angl. a network consensus protocol). V večini primerov so protokoli konsenza strogi mehanizmi teorije iger, v katerih so udeleženci omrežja ekonomsko stimulirani za spodbujanje varnosti omrežja z nagradami za dobrohotno vedenje oz. s kaznimi za zlonamerno vedenje (Jensen in drugi, 2021). Udeleženci omrežja se s protokolom konsenza dogovorijo o transakcijah, ki jih je potrebno dodati v verigo blokov ter o vrstnem redu, v katerem bodo dodane. Izbira protokola konsenza ima torej pomembno vlogo pri varnosti verige blokov in stopnji varnosti, ki jo zagotavljajo decentralizirane finančne aplikacije (Deutsche Bundesbank, 2021).



Verige blokov izkoriščajo kriptografijo in skrbno zasnovane strukture spodbud, ki omogočajo ustvarjanje nespremenljive in zanesljive porazdeljene knjige. Edina predpostavka je, da se večina udeležencev obnaša pošteno. Posledično lahko dva subjekta, ki si med seboj ne zaupata, sodelujeta z uporabo verige blokov kot skladišča podatkov, namesto da bi vključila zaupanja vredno tretjo osebo (Kolb in drugi, 2020). Običajno razlikujemo med verigami blokov z dovoljenjem (angl. permissioned blockchains) in brez dovoljenja (angl. permissionless blockchains). Verige blokov brez dovoljenja so odprta okolja, dostopna vsem, medtem ko verige blokov z dovoljenjem niso dostopne zunanjim strankam, ki niso prepoznane s strani skrbnika sistema (Jensen in drugi, 2021).

Čeprav popolna zasebnost zaradi notranje preglednosti verige blokov ni zagotovljena, je anonimnost vseeno pomemben dejavnik DeFi, saj uporabnikom ni potrebno razkriti svoje identitete. Uporabniki lahko izdajo kriptografsko zavarovane transakcije z ustvarjanjem digitalnega podpisa, specifičnega za transakcijo, ter z uporabo javnega naslova nasprotne stranke kot cilja prenosa. Transakcije so potrjene z vozlišči, katerih glavna naloga je potrjevanje zakonitosti vsake naslednje serije omrežnih transakcij. Vozlišča za potrjevanje transakcij uporabljajo protokole konsenza ter so nato združena v bloke, ki tvorijo verigo v določenem vrstnem redu. Nastala veriga zagotavlja varnost in celovitost knjige, zaradi česar je skoraj nemogoče izbrisati ali spremeniti pretekle transakcije. Vsaka potrjena transakcija v verigi blokov ostane vidna vsem, kar omogoča sledenje in revizijo operacij. Veriga blokov zagotavlja sredstva za izvajanje procesov na zaupanja vreden način tudi v omrežjih, v katerih ni bilo ali ni treba vzpostaviti medsebojnega zaupanja, kar olajša način pregledovanja in primerjanja informacij ter odpravi potrebo po ocenjevanju zaupanja udeležencev v omrežju (Grassi in drugi, 2021).

Decentraliziran protokol, ki omogoča shranjevanje sredstev na spletni platformi, lastnikom nudi absolutno oblast nad svojimi sredstvi ter jim omogoča, da kadarkoli in s komerkoli izmenjajo sredstva. S tem je inovativna narava veriženja blokov našla način za oblikovanje decentraliziranega sistema v spletu, kjer lahko lastniki svoja sredstva obdelujejo brez sodelovanja tretje osebe (Hazari in Mahmoud, 2020). Kljub temu pa imajo tudi DeFi poleg skupine podpornikov, ki spodbujajo njihov potencial za učinkovitost, preglednost, inovacije in finančno vključenost, tudi skupine kritikov, tveganja in neznanke (Gogel in drugi, 2021).

Kljub nekaterim dobrim novostim DeFi, kritiki opozarjajo, da odprava finančnih posrednikov ni trajnostna. Uporabljena inovativna tehnologija veriženja blokov lahko reši nekatere težave asimetrije informacij in stroškov, vendar kljub temu uvaja tudi nove transakcijske stroške v obliki zelo dolgega časa obdelave transakcij in zelo velike porabe energije. Industrija se teh stroškov zaveda ter išče morebitne rešitve, ki pa se približujejo vzpostavitvi zupanja vrednih centraliziranih vozlišč, ki preverjajo in poravnavajo transakcije hitro in z majhno porabo energije. Prihaja do vračanja k bolj centralizirani strukturi, s čimer se izničuje sama inovativnost, ki jo obljublja tehnologija veriženja blokov (Born in drugi, 2023).

S širjenjem DeFi so se povečala tudi nova operativna tveganja, ki izvirajo iz uporabe nezrele, decentralizirane tehnologije, zlasti v zvezi s pametnimi pogodbami, ki omogočajo avtomatizacijo. Ranljivost za operativna tveganja je za uporabnike še posebej problematična zaradi nepovratnosti transakcij v verigi blokov ter odsotnosti možnosti pritožbe osrednjemu centraliziranemu organu (Born in drugi, 2023). Napake v kodah je mogoče izkoristiti za krajo sredstev udeležencev, zaradi česar so se že pojavili pomembni primeri goljufij, napadov, polemik glede upravljanja in drugih neuspehov. V tej zgodnji fazi je zato za industrijo in vlade bistvenega pomena, da razvijejo dobro informirano in natančno razumevanje priložnosti, tveganj ter izzivov (Gogel in drugi, 2021).

### **3.1 Zgodovina veriženja blokov**

Kriptograf David Chaum je izraz veriženje blokov prvič uporabil v svoji disertaciji leta 1979 (Chaum, 1979). Leta 1992 so Stuart Haber, W. Scott Stornetta in Dave Bayer oblikovali zasnovano drevesa razpršitve (angl. hash tree), kar je kasneje omogočilo ustvarjanje decentralizirane baze podatkov. Drevo razpršitve prav tako omogoča učinkovito trgovanje s podatki, zaradi prototipa mehanizma razpršitvenega drevesa pa je lahko v enem bloku shranjenih več informacij (Bayer in drugi, 1992).

Prelomnica v razvoju tehnologije veriženja blokov se je zgodila leta 2008, ko je oseba ali skupina strokovnjakov za informacijsko tehnologijo, znana kot Satoshi Nakamoto, predstavila prvo kriptovaluto, ki temelji na verigi blokov – Bitcoin. S prispevkom "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System" je Satoshi predstavil koncept decentralizirane baze podatkov, sestavljene iz verige blokov, ki ne zahteva nadzora s strani tretje osebe ter uporablja tehnologijo, ki zagotavlja višjo stabilnost hitrosti pritrjevanja novih blokov na obstoječo verigo (Satoshi, 2008).

Besedi blok in veriga sta prvotno bili uporabljeni ločeno, vendar sta se nato zaradi vse večje priljubljenosti kriptovalut združili v eno besedo in ustvarili ime za novo tehnologijo. Prvi nakup 10.000 bitcoinov je bil izveden leta 2010, medtem ko uporaba tehnologije za namen transakcij z bitcoini sega v leto 2012 (Satoshi, 2008). Satoshi si je zamislil programski sistem za izmenjavo digitalnih žetonov, s katerimi je mogoče doseči številne značilnosti tradicionalnega finančnega sistema, kot so zanesljivo sledenje stanju na računih, nespremenljiva in preverljiva zgodovina transakcij ter globalno omrežje za obdelavo plačil. Ključna razlika s tradicionalnim finančnim sistemom je, da Satoshijev sistem deluje brez centralizacije nadzora in zaupanja v finančne institucije ter se namesto tega zanaša na množično (P2P) omrežje, ki kolektivno potrjuje, obdeluje in zagotavlja celovitost vseh transakcij (Kolb in drugi, 2020).

Rusko-kanadski programer Vitalik Buterin je nadaljeval Satoshijevo delo in začel delati na nadgrajeni verigi blokov za izvajanje različnih funkcij. Leta 2013 je predstavil novo tehnologijo veriženja blokov Ethereum, ki je rešila pomembni omejitvi tehnologije Bitcoin - majhno skalabilnost (tj. zmožnost računalniškega omrežja, da ob povečani delovni

obremenitvi dobro deluje) in majhno izkoriščenost pametnih pogodb. Nizka skalabilnost verige blokov Bitcoin namreč ne omogoča obdelave velikih količin obsežnih podatkov v kratkem času, saj je čas ustvarjanja blokov približno 10 minut, kar znatno omejuje zmogljivost obdelave transakcij v verigi (Croman in drugi, 2016).

Blokovna veriga Ethereum uporabnikom omogoča tudi zapisovanje drugih sredstev, kot so pogodbe in slike ter se imenuje "veriga blokov druge generacije". Po objavi verige blokov Ethereum leta 2015, je tehnologija postala vodilna platforma na področju decentraliziranih aplikacij, njena uvedba pa predstavlja velik mejnik v razvoju DeFi. Najpomembnejša izboljšava je bila uvedba pametnih pogodb, ki varujejo pogodbo med dvema anonimnima uporabnikoma, pogodba pa je shranjena v javni knjigi (angl. public ledger) (Croman in drugi, 2016).

Vse večja priljubljenost tehnologije veriženja blokov je pritegnila zanimanje držav in svetovnih organizacij, kar je privedlo do tega, da so Francija, Švica, Singapur, Japonska, Gibraltar, Malta, Litva in Lihtenštajn leta 2019 uvedli nov regulativni okvir za podporo inovacijam veriženja blokov. Do zadnje tehnološke izboljšave je prišlo, ko se je začela uporabljati "veriga blokov tretje generacije". Te verige so zasnovane na način, da rešujejo težave s skaliranjem takoj, ko se pojavijo, ter zagotavljajo nemoteno in enostavno interoperabilnost z drugimi verigami blokov. Prva objavljena tovrstna veriga blokov je bila Cardano leta 2017, katere cilj je zagotovitev interoperabilnosti, trajnosti in skalabilnosti za reševanje širokega nabora problemov v številnih panogah. Kljub temu pa jo omejuje eden izmed največjih problemov tehnologije veriženja blokov – pomanjkanje zmogljivosti pametnih pogodb. V vsakem bloku lahko namreč s pametno pogodbo Cardano sodeluje le ena oseba, interakcije s številnimi drugimi protokoli DeFi, ki želijo uporabnikom sočasno omogočiti interakcijo s pametno pogodbo pa niso mogoče (Dewey in drugi, 2019).

Trenutno najbolj razširjena veriga blokov tretje generacije je Solana, ki uporablja konsenz dokazila o zgodovini (angl. proof of history) ter zagotavlja visoko raven varnosti. Solana je problem hitrosti transakcij pri verigi blokov Bitcoin rešila z uporabo optimistične kontrole konkuriranosti, ki omogoča replikacijo podatkovne zbirke brez zmanjšanja hitrosti transakcij. Bitcoin zagotavlja le tri do sedem transakcij na sekundo v 10 minutah povprečnega časa potrditve kriptografske transakcije, medtem ko Solana obdela 65.000 transakcij na sekundo (Croman in drugi, 2016). S tem je več kot konkurenčna klasičnim platformam, kot sta Visa, ki v nekaj sekundah potrdi transakcijo in v povprečju obdela 2.000 transakcij na sekundo, ali Mastercard, ki v povprečju obdela 5.000 transakcij na sekundo (Hazari in Mahmoud, 2020).

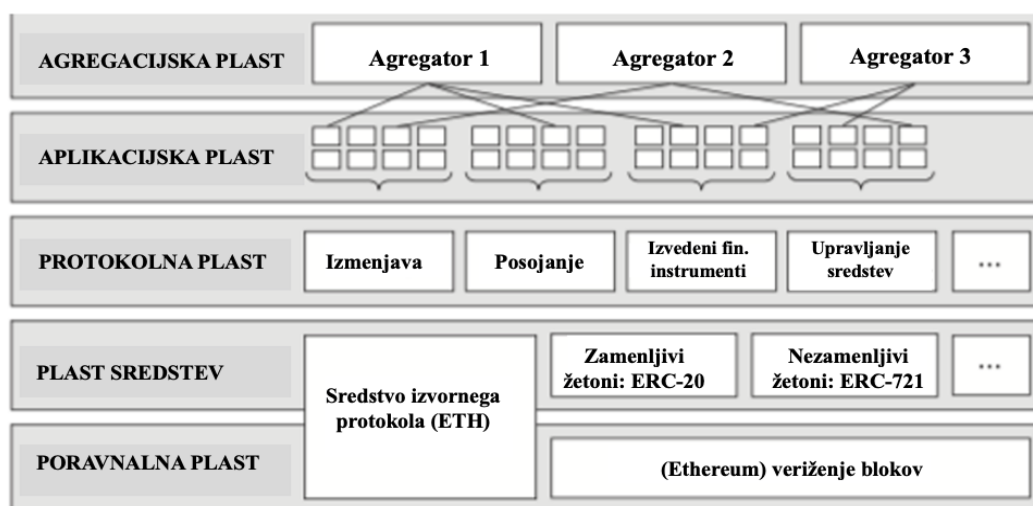
### **3.2 Struktura veriženja blokov**

Za veriženje blokov se uporablja večplastno arhitekturo, kjer ima vsaka plast svoj namen. Plasti se med seboj nadgrajujejo ter ustvarjajo odprto in zelo sestavljivo infrastrukturo, ki vsakomur omogoča, da na drugih delih strukture gradi, jo preoblikuje ali uporablja.

Ključnega pomena je, da so plasti v strukturi hierarhične, kar pomeni, da so varne le toliko, kolikor so varne plasti pod njimi. Če je na primer veriga blokov v prvi plasti ogrožena, vse naslednje plasti ne bi bile varne. Kot je razvidno iz slike 2, strukturo veriženja blokov v DeFi sestavlja pet plasti: poravnalna plast, plast sredstev, protokolna plast, aplikacijska plast in agregacijska plast (Schär, 2021a).

**Poravnalna plast** (plast 1) sestavljajo veriga blokov in sredstvo izvornega protokola (npr. Bitcoin v verigi blokov Bitcoin in Ethereum v verigi blokov Ethereum). Omrežju omogoča varno shranjevanje informacij o lastništvu ter zagotavlja, da vse spremembe stanja upoštevajo nabor pravil. V tej plasti je na verigo blokov mogoče gledati kot na temelj za izvedbe transakcij brez zaupanja, služi pa tudi kot plast za poravnavo in reševanje sporov. **Plast sredstev** (plast 2) sestavljajo vsa sredstva, ki so izdana na vrhu poravnalne plasti. To vključuje sredstva izvornega protokola ter vsa dodatna sredstva, ki so izdana na tej verigi blokov (običajno imenovana žetoni). **Protokolna plast** (plast 3) zagotavlja standarde za posebne primere uporabe, kot so decentralizirane borze, dolžniški trgi, izvedeni finančni instrumenti in upravljanje sredstev na verigi. Ti standardi se običajno izvajajo kot niz pametnih pogodb, do njih pa lahko dostopa vsak uporabnik (ali aplikacija DeFi). **Aplikacijska plast** (plast 4) ustvarja uporabniško usmerjene aplikacije, ki se povezujejo s posameznimi protokoli. **Agregacijska plast** (plast 5) je razširitev aplikacijske plasti. Agregatorji ustvarjajo uporabniško usmerjene platforme, ki se povezujejo s številnimi aplikacijami in protokoli. Običajno zagotavljajo orodja za primerjavo in ocenjevanje storitev, uporabnikom omogočajo izvajanje sicer zapletenih nalog s hkratno povezavo z večimi protokoli ter združujejo ustrezne informacije na jasn in jedrnat način (Schär, 2021a).

Slika 2: Struktura veriženja blokov na primeru DeFi



Prيرهjeno po Schär (2021a).

V omrežjih veriženja blokov skupine razvijalcev vzdržuje kopije verige blokov ter aktivno oblikujejo in predlagajo nove bloke, ki naj se dodajo v verigo. Ta postopek je znan kot rudarjenje, razvijalci pa so poimenovani rudarji. Na primer, rudarjenje bitcoinov je

računalniški in tehnološki postopek potrjevanja transakcij z bitcoini v omrežju Bitcoin (Kolb in drugi, 2020). Ker morajo biti blokovne verige sposobne vzdrževati soglasje o tem, kateri bloki so vključeni v verigo, se uporablja konsenz dokazila o delu (angl. proof of work), ki od rudarjev zahteva, da rešijo računsko uganko za izdelavo novega bloka (Perez in drugi, 2021).

### **3.3 Primerjava tradicionalnih financ in decentraliziranih financ**

Poleg že omenjenih razlik med tradicionalnimi in decentraliziranimi financami, ki se nanašajo na vključenost finančnih posrednikov v sistem ter anonimnost uporabnikov, so v nadaljevanju predstavljene tudi druge pomembne razlike.

V nasprotju s tradicionalnimi centraliziranimi financami ponujajo DeFi tri značilne lastnosti: preglednost, nadzor in dostopnost. Tradicionalne finance namreč pogosto ne morejo biti popolnoma pregledne, saj morajo finančne institucije svoje poslovne knjige zavarovati z omejevanjem dostopa. Nasprotno decentralizirane finance svoje javne knjige varujejo s porazdeljenim konsenzom in radikalno preglednostjo ter transakcije beležijo v javnih knjigah, ki jih je mogoče enostavno pregledati in preveriti. Z javnimi knjigami ustvarjajo porazdeljeno zaupanje, tako da lahko stranke med seboj sklepajo posle brez predhodno obstoječih odnosov ali zaupanja vrednega posrednika, kar povečuje obseg in področje možnih poslov. DeFi uporabniku prav tako omogočajo pregled natančnih pravil, po katerih finančna sredstva in produkti delujejo ter se poskušajo izogniti zasebnim dogovorom in centralizaciji (Chen in Bellavitis, 2019).

Uporabniki v DeFi lahko ostanejo skrbniki svojih sredstev, kar pomeni, da njihovih sredstev nihče ne more cenzurirati, premakniti ali uničiti brez njegovega soglasja, kar jim omogoča vrsto nadzora, ki za tradicionalne finance ni značilna. Za DeFi je tipična tudi dostopnost, saj lahko vsakdo z zmernim računalnikom, internetno povezavo in znanjem ustvari ter uporabi izdelke, ki jih ponujajo (Qin in drugi, 2021a).

Ena največjih prednosti tradicionalnega finančnega sistema je njegova stabilnost. Finančne institucije so namreč strogo regulirane ter sledijo zakonskim predpisom, kar pripomore k njihovi stabilnosti. Za razliko od tradicionalnih financ, DeFi trenutno na globalni ravni niso regulirane. Pomanjkanje regulacije omogoča goljufije, pranje denarja ter odsotnost zaščitnih ukrepov za uporabnike, kar lahko onemogoča stabilnost DeFi. Neskladje med DeFi in tradicionalnimi financami se kaže tudi v finančnem dobičku. V letih 2020 in 2021 so namreč DeFi ponujale višje letne odstotne donose kot tradicionalne finance, saj je običajen donos v tradicionalni centralizirani banki znašal približno 0,01 %, medtem ko je trg DeFi ponujal stalno obrestno mero 8 % (Qin in drugi, 2021a).

Čeprav naj bi bile DeFi domnevno decentralizirane, vseeno ohranjajo visoko stopnjo centralizacije, saj decentralizirano upravljanje preko žetonov za upravljanje temelji na glasovalnih pravicah. Imetnik pravic oz. žetonov upravljanja je lahko kdorkoli, vendar pa so

v realnosti žetoni upravljanja pogosto skoncentrirani v rokah razvijalcev, zgodnjih vlagateljev ali premožnih imetnikov. Na primer, 80 % celotne ponudbe žetona za upravljanje UNI podjetja Uniswap, je v lasti ekipe podjetja, zgodnjih vlagateljev ter imetnikov žetonov s sredstvi, ki presegajo 1 milijon UNI. Poleg tega ima 1 % vseh imetnikov žetonov približno 97 % celotne ponudbe žetonov za upravljanje (Born in drugi, 2023).

Z digitalizacijo je nova finančna tehnologija začela prevzemati nekatere vloge, ki so jih tradicionalno opravljale velike finančne institucije. Določena področja in značilnosti DeFi so primerljiva s tradicionalnimi financami, vendar lahko marsikje najdemo tudi razhajanja. V tabeli v prilogi 1 je prikazana podrobnejša primerjava med tradicionalnimi financami ter decentraliziranimi financami, kjer so temelj primerjave nekatera ključna področja v finančnem svetu.

### **3.4 Prednosti in priložnosti DeFi**

DeFi predstavljajo številne priložnosti, saj lahko povečajo učinkovitost, preglednost in dostopnost finančne infrastrukture. Poleg tega sestavljivost sistema vsakomur omogoča, da združi več aplikacij in protokolov ter tako ustvari nove in zanimive storitve (Schär, 2021a). Za boljše ponazoritev so v tabeli v prilogi 2 strnjeno navedene prednosti in priložnosti DeFi.

Večina tradicionalnega finančnega sistema temelji na zaupanju in je odvisna od centraliziranih institucij. Na drugi strani DeFi nekatere zahteve po zaupanju nadomeščajo s pametnimi pogodbami, ki prevzamejo vlogo skrbnikov in posrednikov. Če na primer dve stranki želita izmenjati digitalno premoženje v obliki žetonov, ni potrebe po jamstvih centralne klirinške nasprotne stranke, tj. finančne institucije, ki prevzema kreditno tveganje nasprotne stranke med strankami transakcije. Namesto tega se lahko transakciji poravnata atomsko (angl. atomically, tj. znotraj iste transakcije v verigi blokov), kar pomeni, da se izvršita oba ali nobeden od prenosov. S tem se bistveno zmanjša kreditno tveganje nasprotne stranke, finančne transakcije pa so veliko učinkovitejše. Manjše zahteve po zaupanju imajo lahko še dodatno korist, saj zmanjšujejo pritisk regulatorjev in potrebo po revizijah. Poleg tega so prenosi žetonov veliko hitrejši od vseh prenosov sredstev v tradicionalnem finančnem sistemu (Schär, 2021a).

Storitve DeFi so pregledne, saj so vse transakcije javno vidne, kodo pametne pogodbe pa je mogoče analizirati na verigi. Transparentnost in deterministično izvajanje omogočata – vsaj v teoriji – raven nepredstavljljive preglednosti. Finančni podatki so javno dostopni in jih potencialno lahko uporabljajo tako razvijalci, kot uporabniki. V primeru krize je razpoložljivost preteklih (in trenutnih) podatkov velik napredek v primerjavi s tradicionalnim finančnim sistemom, kjer je veliko informacij razpršenih po številnih podatkovnih bazah ali pa sploh niso na voljo. Preglednost aplikacij DeFi lahko tako omogoči ublažitev neželenih dogodkov še preden se pojavijo in pripomore k hitrejšemu razumevanju njihovega izvora ter morebitnih posledic (Schär, 2021a). Seveda pa teoretična preglednost ni nujno enaka dejanski preglednosti. Če so podatki javno dostopni, še ne pomeni, da jih

ljudje ali stroji razumejo. V mnogih primerih je težko najti odgovore na navidezno preprosta vprašanja, tveganje napačne razlage podatkov pa je precejšnje (Schär, 2021b).

Ker lahko protokole uporablja vsakdo, lahko DeFi ustvarijo resnično odprt in dostopen finančni sistem. Zlasti infrastrukturne zahteve so razmeroma nizke, tveganje diskriminacije pa zaradi pomanjkanja identitet uporabnikov skoraj ne obstaja. Če predpisi zahtevajo omejitve dostopa, se lahko takšne omejitve uvedejo v pogodbah o žetonih, ne da bi pri tem ogrozili celovitost in decentralizirane lastnosti poravnalne plasti (Schär, 2021a).

V decentraliziranem finančnem sistemu kombinatorične inovacije (tj. združevanje obstoječih inovacij za eksponentno povečanje vrednosti in uporabnosti) omogočajo odprte kode (angl. open sourcing) ter inovacije brez dovoljenj. Decentralizirane finančne aplikacije, kot sta Bitcoin in Ethereum, pogosto javno delijo svoje temeljne tehnologije z dovoljenim licenciranjem odprte kode, kar vsakomur omogoča uporabo njihovih temeljnih tehnologij za gradnjo novih aplikacij. Nasprotno pa tradicionalne finančne storitve in platforme pogosto skrbno varujejo svojo intelektualno lastnino s patenti, avtorskimi pravicami, blagovnimi znamkami in poslovnimi skrivnostmi ter tako drugim onemogočajo uporabo tehnologij. Kombinatorične inovacije lahko na ta način pospešijo hitrost finančnih inovacij in povečajo stopnjo tržne konkurence, kar lahko privede do novih, boljših in cenejših finančnih storitev (Chen in Bellavitis, 2019).

Decentralizirano financiranje lahko poveča tudi interoperabilnost, ki predstavlja sposobnost računalniških sistemov ali programske opreme za izmenjavo in uporabo informacij. Tradicionalne finance običajno delujejo tako, da posamezniki in ekipe delajo na istem cilju, vendar med seboj premalo komunicirajo, kar povečuje transakcijske ovire. Različne finančne institucije morajo voditi lastne poslovne knjige, zato ena finančna storitev morda ni interoperabilna z drugo. Posledično je prenos kapitala in vrednosti med posameznimi sistemi lahko drag in okoren. Nasprotno decentralizirane finance temeljijo na javnih verigah blokov in odprtih standardih, kar povečuje interoperabilnost med različnimi storitvami (Chen in Bellavitis, 2019).

Tradicionalne finance ne morejo delovati brez meja, saj so vezane na določene geografske lokacije z določenimi fiat valutami. Zato se lahko pri čezmejnem prenosu kapitala in vrednosti pojavljajo trenja in zamude. Na drugi strani pa je decentralizirano financiranje po svoji naravi brez meja, saj ni vezano na geografske lokacije ali fiat valute ter se ne zanaša na nobeno določeno centralno banko ali vlado. Z decentraliziranimi financami lahko zato prenos vrednosti po svetu postane tako enostaven kot pošiljanje elektronskega sporočila, kar odpravlja ovire za globalne prenose vrednosti (Chen in Bellavitis, 2019).

### **3.5 Slabosti in tveganja DeFi**

DeFi imajo tudi določene slabosti in tveganja, kot so tveganje izvajanja pametnih pogodb, tveganje operativne varnosti ter odvisnost od drugih protokolov in zunanjih podatkov, ki so

obravnavana v nadaljevanju (Schär, 2021a). V tabeli v prilogi 2 so strnjeno navedene glavne slabosti in tveganja, s katerimi se DeFi soočajo.

Čeprav ima decentralizirano izvajanje pametnih pogodb svoje prednosti, obstaja možnost napak pri kodiranju, kar ustvari potencialne ranljivosti, ki hekerjem omogočajo, da izčrpajo sredstva pametne pogodbe, povzročijo kaos ali onemogočijo uporabo protokola. Uporabniki se morajo zavedati, da je protokol varen le toliko, kolikor so varne pametne pogodbe na katerih temelji, vendar pa povprečen uporabnik ne bo mogel prebrati kode pogodbe, kaj šele oceniti njene varnosti. Revizije, zavarovalniške storitve in formalno preverjanje so sicer delne rešitve tega problema, vendar določena stopnja negotovosti ostaja. Podobna tveganja obstajajo tudi pri izvajanju pogodb, saj večina uporabnikov ne razume podatkovne vsebine, ki jo morajo podpisati kot del transakcij. Zaradi tega se zdi, da je med uporabnostjo in varnostjo DeFi neločljivo povezan kompromis (Schär, 2021a).

Številni protokoli in aplikacije DeFi uporabljajo administratorske ključe. Ti ključi vnaprej določeni skupini posameznikov (običajno je to osrednja ekipa protokola) omogočajo nadgradnjo pogodb in izvajanje izrednih zaustavitev. Čeprav je razumljivo, da želijo nekateri protokoli izvajati te previdnostne ukrepe in ostati nekoliko prilagodljivi, lahko obstoj teh ključev predstavlja potencialno težavo. Če imetniki ključev svojih ključev ne ustvarijo oz. hranijo varno, lahko zlonamerne tretje osebe do teh ključev pridejo in ogrozijo pametno pogodbo. Druga možnost je, da so zlonamerni tudi sami člani osrednje ekipe ali da jih pokvarijo znatne denarne spodbude. Večina protokolov poskuša to tveganje zmanjšati z večimi podpisi, ki zahtevajo M od N ključev za izvedbo katerekoli od upravljalških funkcij pametne pogodbe. Možna je tudi uporaba časovnih ključev, ki določajo najzgodnejši čas, v katerem je mogoče (uspešno) potrditi transakcijo (Schär, 2021a).

Med najbolj obetavnimi lastnostmi ekosistema DeFi sta njegova odprtost in sestavljivost, ki različnim pametnim pogodbam in decentraliziranim aplikacijam veriženja blokov omogočata medsebojno interakcijo in ponujanje novih storitev na podlagi kombinacije že obstoječih. Po drugi strani te interakcije prinašajo medsebojno odvisnost med protokoli, kar predstavlja sistemsko tveganje. Če se pojavi težava z eno pametno pogodbo, ima lahko to potencialno daljnosežne posledice za več aplikacij v celotnem sistemu DeFi. Na primer, težave s stabilnim žetonom DAI ali hudi cenovni pretresi Etheruma lahko povzročijo učinke v celotnem sistemu. Pomembno je omeniti tudi dejstvo, da je veliko pametnih pogodb odvisnih od zunanjih podatkov. Kadar je pametna pogodba odvisna od podatkov, ki niso na voljo na verigi, se morajo podatki zagotoviti iz zunanjih virov. Tako imenovani oraklji ustvarjajo odvisnost in lahko v nekaterih primerih privedejo do močno centraliziranega izvajanja pogodb. Da bi zmanjšali to tveganje, se številni projekti zanašajo na decentralizirana omrežja orakljev z najrazličnejšimi shemami zagotavljanja podatkov (Schär, 2021a).

Razvijajoč in rastoč decentraliziran finančni sistem pomeni, da se bo morebiti povečala tudi njegova razsežnost v skupnih finančnih transakcijah in premoženju. Poleg tega lahko



postane bolj povezan s tradicionalnim finančnim sistemom, v primeru da bodo uporabniki sodelovali na obeh trgih in razvijali navzkrižne finančne produkte. Večja medsebojna povezanost med decentraliziranim in tradicionalnim finančnim sistemom lahko povzroči, da bi veliko razvrednotenje sredstev na trgih kriptovalut močno prizadelo premoženje vlagateljev, kar bi imelo negativne posledice za celoten (tudi tradicionalni) finančni sistem (Born in drugi, 2023).

Velika večina dejavnosti, ki se odvijajo v okviru DeFi, je samoreferenčnih, saj se ukvarjajo zgolj s trgovanjem z drugimi kripto sredstvi in so le malo povezane z gospodarsko dejavnostjo. Eno kripto sredstvo se namreč zamenja za drugo ter se ne uporablja za financiranje dejavnosti, ki spodbujajo gospodarsko rast z ustvarjanjem delovnih mest ali omogočanjem naložb. Edini trenutek, ko kriptovalute prispevajo k ustvarjanju dodane vrednosti je, ko se zamenjajo za fiat valute in se vrnejo v tradicionalni finančni sistem. V primeru, da kripto premoženje izgubi svojo vrednost, je vrednost izgube za realno gospodarstvo enaka vrednosti fiat valute, ki je bila uporabljena za nakup kripto premoženja. Če DeFi ne bodo našle načina za doprinos h gospodarski rasti, se bodo težko vključile oz. nadomestile tradicionalni finančni sistem (Demertzis in Martins, 2023).

Čeprav je preglednost temelj decentraliziranih platform in porazdeljenega zaupanja, lahko izjemna preglednost ogrozi zasebnost. Za doseganje porazdeljenega zaupanja so zapisi transakcij pogosto shranjeni in vidni v javnih verigah blokov, ki jih je mogoče zlorabiti in tako ogroziti zasebnost uporabnikov. Za zaščito zasebnosti uporabnikov se nekatere javne verige blokov zato zanašajo na napredno kriptografijo, ki skriva identiteto uporabnikov in podrobnosti o transakcijah, hkrati pa ohranja zapise vseh transakcij javne. Čeprav lahko ta pristop poveča zasebnost uporabnikov, zmanjšuje preglednost in povečuje stroške obdelave informacij (Chen in Bellavitis, 2019).

Dodatno slabost DeFi predstavlja zasebnost uporabnikov. Da bi nadomestil pomanjkanje informacij o anonimnih udeležencih na trgu, se mora sistem DeFi zanašati na izjemno visoko stopnjo zavarovanja, zaradi česar je tovrsten sistem razmeroma drag, posojanje pa je posledično nedostopno za tiste, ki nimajo dovolj kripto premoženja. Natančneje, posojilojemalci morajo izposojeni znesek zavarovati s sredstvi, katerih vrednost je višja od samega zneska posojila. Posledično je težko, da bi lastnik majhnega podjetja ali družina v težavah dostopala do posojilnih storitev, ki jih ponuja decentralizirano posojanje (Demertzis in Martins, 2023).

DeFi primanjkuje tudi formalne odgovornosti, kar predstavlja novo potencialno slabost. Ker osrednji subjekti protokolov pri odločanju skorajda ne sodelujejo, lahko postane nejasno, kdo bi moral odgovarjati za morebitne nepravilnosti. V težkih in spornih situacijah torej ni centralne stranke, h kateri bi se lahko zatekli. Ko se pojavijo težave, nobena osrednja stranka ne more sprejeti ukrepov za zamrznitev transakcije, odpravo težav in ponovno vzpostavitev normalnega delovanja (Chen in Bellavitis, 2019). Čeprav so uporabljeni algoritmi pregledni in samodejni, ne zahtevajo odgovornosti nobene stranke, saj se uporabljeni protokoli ne

sklicujejo na pravni sistem. Del rešitve bi lahko bila vzpostavitev DAO, vendar so za nemoteno delovanje finančnih transakcij ključni zupanje, poznavanje strank in varnostna mreža z možnostjo pravnega varstva (Demertzis in Martins, 2023).

Zaradi številnih tveganj, povezanih z goljufijami, nestanovitnostjo, uporabnostjo in regulativno negotovostjo, DeFi še niso dosegle svojega polnega potenciala. Izpostavljenost goljufijam in širjenje nepreverjenih finančnih inovacij sta dve izmed njihovih glavnih slabosti. Vdori in drugi napadi za odtujitev sredstev so pogosti, saj je bilo po podatkih raziskovalnega podjetja The Block leta 2020 ukradenih več kot 120 milijonov USD, od katerih je bilo vrnjenih manj kot 50 milijonov (Gogel in drugi, 2021). Za konstruktiven razvoj je zato potreben jasen regulativni okvir, ki bo podpiral odgovorne inovacije (Chen in Bellavitis, 2019).

S ciljem decentralizacije prinašajo DeFi pomembne inovacije v finančni svet, saj je pojav tehnologije veriženja blokov omogočil nastanek prve digitalne valute, Bitcoina. Odprava finančnega posrednika, ki ne ogroža varnosti in dokončnosti transakcij, je najpomembnejša inovacija. Kljub temu pa je ideja o decentralizaciji, ki odpravlja posrednika vse bolj nepraktična, zato se sistem vrača k centralizaciji okoli zaupanja vrednih vozlišč oz. zaupanja vrednih posrednikov. Pomembno je izpostaviti, da so finančne storitve v DeFi izpostavljene goljufijam in lahko vodijo do nenadnih izgub, zaradi anonimnosti uporabnikov pa so storitve, kot je posojanje, razmeroma drage ter niso dostopne vsem podjetjem in posameznikom.

Anonimnost uporabnikov na spletnih platformah predstavlja potencialno težavo glede napovedovanja verjetnosti neplačila posojil ter kreditnega ocenjevanja posojilojemalcev, ki sta običajna praksa v tradicionalnem finančnem sistemu. V empiričnem delu bom zato poskušala dokazati, da je tudi na decentraliziranih platformah za posojanje napoved verjetnosti neplačila posojil mogoča. Poleg tega bom s primerjavo posojil na decentralizirani platformi Compound ter na spletni posojilnici Bondora poskušala ugotoviti vpliv anonimnosti uporabnikov na verjetnost neplačila posojil.

Kljub mnogim pomanjkljivostim nova tehnologija v DeFi ponuja možnosti za povečanje učinkovitosti, ki jih je mogoče izkoristiti tudi znotraj tradicionalne finančne arhitekture. Zato lahko v prihodnjih letih verjetno pričakujemo, da se bo tehnologija veriženja blokov poskušala vključiti v obstoječi finančni sistem ter bo morebiti pomagala povečati njegovo učinkovitost.

## **4 DECENTRALIZIRANO POSOJANJE**

Posojanje predstavlja pomembno finančno storitev, saj posredniki s posojanjem podjetjem in posameznikom omogočajo, da pridejo do finančnih sredstev (Jensen in drugi, 2021). Za globalni bančni trg, na katerem prevladujejo bančne institucije, so v zadnjih nekaj letih značilne visoke posojilne obrestne mere. Zaradi visokih posojilnih obrestnih mer bi lahko

tradicionalen način pridobivanja finančnih sredstev preko bank postal težje dostopen za mala in srednja podjetja ter male posojilojemalce s šibko kreditno sposobnostjo (tj. zmožnost odplačevanja posojila, pri čemer morajo posojilojemalcu ostati zadostna sredstva za preživetje). Zaradi tega so se pojavili alternativni posojilni subjekti, kot so množične platforme za posojanje. Množične platforme za posojanje služijo tistim posojilojemalcem, ki bi drugače težje prišli do posojil, vendar pa se soočajo z izzivi, kot so visoka verjetnost neplačila in goljufive dejavnosti. Protokoli posojanja, kot sestavni del ekosistema DeFi, vseeno pridobivajo izjemno moč, saj so imeli že v letu 2021 skupno zalogo likvidnosti več kot 40 milijard USD (Xu in Vadgama, 2021).

Klasična oblika tradicionalnega zagotavljanja posojil se izvaja preko bank. Banka upravlja razpon med obrestnimi merami, ki jih plačuje posojilodajalcem za kratkoročne depozite, ter obrestnimi merami, ki jih prejema od posojilojemalcev za dolgoročna posojila. Oceniti mora kreditno sposobnost posojilojemalcev in ustrezno določiti obrestne mere, da lahko upošteva morebitna neplačila (Gogel in drugi, 2021). Za razliko od bank, množične posojilne platforme delujejo le kot posredniki posojilnih sredstev ter ne morejo ustvarjati denarja. Z drugimi besedami, posojilna platforma mora najprej absorbirati likvidna sredstva posojilodajalcev, da lahko nato zagotovi posojila posojilojemalcem (Xu in Vadgama, 2021).

Posojilni protokoli DeFi, kot sta Compound in Aave, z žetoni, ki jih ponudijo posojilodajalci, ustvarjajo posojilni sklad. Za ponujene žetone velja obrestna mera, algoritmično določena z razmerjem med ponudbo in povpraševanjem posojil v posojilnem skladu. Na ta način protokoli uporabnikom omogočajo, da si programsko posojajo in izposojajo sredstva (Gudgeon in drugi, 2020b). Za decentralizirano posojanje so ključne naslednje značilnosti: (i) izposojanje in dajanje posojil sta decentralizirana in anonimna, pogoji (iz)posoje pa so določeni s pametnimi pogodbami; (ii) posojila so zavarovana s tržno vrednostjo kripto sredstev; (iii) posojilodajalci zagotavljajo sredstva v posojilni sklad (angl. lending pool) (Chiu in drugi, 2022).

V posojilnih protokolih lahko stranke (posojilodajalci) s presežkom sredstev posojajo kripto sredstva P2P protokolu, pri čemer prejemajo stalna plačila obresti. Ko posojilodajalci namenijo sredstva posojilnim storitvam DeFi, v zameno prejmejo lastne žetone platforme. Brez provizij za transakcije, ki se obračunajo ponudnikom storitev, posojilodajalci prejmejo in posojilojemalci plačajo obrestno mero. Obrestna mera je običajno spremenljiva, vendar nekatere platforme ponujajo tudi že fiksne obrestne mere. Obe strani ohranita popolno skrbništvo nad svojimi sredstvi in možnost, da jih kadarkoli likvidirata (Gogel in drugi, 2021). Decentralizirano posojanje je običajno kratkoročno (Chiu in drugi, 2022), celoten proces transakcije pa je izveden neposredno s strani udeležencev. S tem se decentralizira in poenostavi sam proces ter se izboljša njegova učinkovitost (Grassi in drugi, 2021).

Ključne komponente decentraliziranih posojilnih protokolov so naslednje (Xu in Vadgama, 2021):

- **Zakljnjena vrednost** (angl. value locked) se uporablja za merjenje skupne vrednosti digitalnega premoženja, ki je zaklenjeno ali deponirano na določeni decentralizirani platformi.
- **Žeton IOU** (angl. IOU token) – ko uporabniki deponirajo denar v protokol za posojanje, ta izda žetone IOU. Žeton IOU je tako vrsta digitalnega premoženja, ki se uporablja za predstavitev dolga med dvema strankama. Ti žetoni se lahko uporabljajo za trgovanje na platformah za izmenjavo ali pa za prenos sredstev med dvema strankama.
- **Zavarovanje** (angl. collateral) posojila je sestavljeno iz celotnega oz. dela depozita posojilojemalca. Vrednost zavarovanja določa, koliko kripto žetonov si lahko uporabnik izposodi. Tako kot v tradicionalnih financah se zavarovanje uporablja za zmanjšanje tveganja za posojilodajalce.
- **Likvidacija** se nanaša na postopek prodaje kripto premoženja, ki je lahko prisilen ali prostovoljen, odvisno od pogojev posojila. Likvidacija se samodejno sproži s pametno pogodbo, ko se razmerje med prejetim posojilom in trenutno vrednostjo posojila zaradi obračunanih obresti ali tržnih gibanj zniža pod kritični prag, običajno imenovan "prag likvidacije". Informacije o tržnih cenah zaklenjenega in izposojenega premoženja se pametnim pogodbam zagotavljajo preko zunanjih ponudnikov podatkov (cenovnih orakljev).
- **Obrestne mere** za izposojilo in posojanje določajo in prilagajajo pametne pogodbe v skladu s ponudbo in povpraševanjem posojil v posojilnem skladu. Določene so na podlagi modelov obrestnih mer, specifičnih za protokol.
- **Upravljalni žeton** (angl. governance token) – določeni DeFi protokoli za posojanje uporabnikom razdelijo žetone za upravljanje, ki jim omogočajo, da predlagajo in glasujejo o spremembah protokola, kot je spreminjanje modelov obrestnih mer. Upravljalni žetoni se pogosto uporabljajo kot sistem nagrajevanja, za spodbujanje sodelovanja v protokolu, tako na strani izposojanja kot posojanja.

Če zanemarimo tveganja osnovnih plasti v strukturi veriženja blokov, lahko opazimo, da več protokolov prinaša donose. Na primer, MakerDAO, organizacija, ki stoji za stabilnim žetonom DAI, ponuja obresti vlagateljem po tako imenovani varčevalni obrestni meri DAI. Ta obrestna mera je fiksna nenegativna obrestna mera, ki jo je s postopkom upravljanja mogoče zamenjati. Podobno velja za obresti, ki jih ponujajo posojilne platforme (npr. Aave in Compound) in na splošno veljajo za nizko tvegane (Qin in drugi, 2021a).

Varčevalna obrestna mera DAI je na sredini leta 2021 znašala 0,01 %, konec leta 2022 pa se je povečala na 1,0 % (Oladokun, 2022). Ocenjen letni donos DAI žetona na posojilni platformi Compound je v letu 2021 znašal 3,18 %, medtem ko je na posojilni platformi Aave dosegel 5,65 % (Qin in drugi, 2021a). V letu 2023 se je ocenjeni letni donos DAI žetona na obeh posojilnih platformah zmanjšal ter je tako na platformi Compound znašal 1,48 %, na posojilni platformi Aave pa 2,21 % (Bitcompare, 2023).

## 4.1 Postopek decentraliziranega posojanja

Posojila v DeFi običajno delujejo tako, da posojilodajalci s presežkom sredstev najprej zagotovijo sredstva pametni pogodbi za posojanje. Posojilojemalci nato za izposojilo teh sredstev zagotovijo varščino, znano kot zavarovanje (Qin in drugi, 2021b). Pred odobritvijo posojila ni potrebno preverjati kreditne sposobnosti posojilojemalca, ali ga drugače ocenjevati. Zaradi pomanjkanja sistema preverjanja kreditne sposobnosti posojilojemalcev je v večini protokolov za posojanje in izposojanje za zavarovanje pred nihanjem cen potrebno prekomerno zavarovanje. To pomeni, da mora posojilojemalec zagotoviti zavarovanje, ki je večje od vrednosti zneska posojila (Qin in drugi, 2021a). Večina posojilnih platform zahteva zavarovanje v višini 1,2– do 1,5 – kratnika izposojenega zneska (Lehar in Parlour, 2022).

V primeru, da vrednost zavarovanja pade pod vrednost neodplačanega posojila, se pozicija samodejno likvidira, zavarovanje pa se uporabi za poplačilo dolga. Odstotek obresti, ki jih plačajo posojilojemalci, se običajno dodeli v rezervni sklad za poplačilo posojilodajalcev, kadar vrednost zavarovanja ne pokrije vrednosti posojila (tako imenovana neuspešna likvidacija) (Gogel in drugi, 2021).

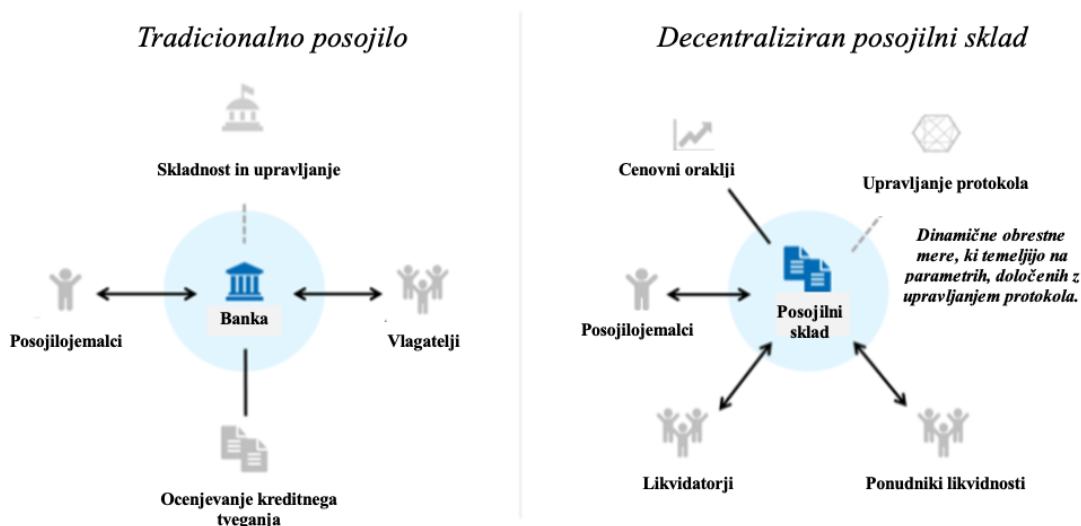
Najpogosteje se posojanje in izposojanje v sistemu DeFi dogaja v posojilnih skladih, ki so pametne pogodbe z zmožnostjo organiziranja sredstev posojilodajalcev in posojilojemalcev. Posojilni skladi temeljijo na zapletenih mehanizmih spodbud, s katerimi medsebojno nezaupljivim uporabnikom omogočajo posojanje in izposojanje kripto sredstev (Bartoletti in drugi, 2020). V protokolih za posojanje si posojilojemalci večinoma izposojajo stabilne žetone, kot sta USDT in USDC, za zavarovanje pa uporabljajo bolj tvegane žetone, kot sta ETH in BTC (Chiu in drugi, 2022). Slika 3 prikazuje primerjavo postopka posojanja v tradicionalnih in decentraliziranih financah.

Posojilodajalci na platformi sčasoma prejmejo obresti, medtem ko morajo posojilojemalci obresti plačati. Ključna razlika med posojilnimi protokoli je izbrani obrestni model, ki je običajno linearna ali nelinearna funkcija razpoložljive likvidnosti na trgu. Ker imajo posojila na platformah neomejeno zapadlost, lahko spremenljive obrestne mere nihajo. Z uporabo modelov spremenljivih obrestnih mer, lahko protokoli dinamično prilagajajo obrestno mero glede na razmerje med izposojenimi in posojenimi sredstvi. Poleg tega posojilni protokoli uporabljajo faktor zavarovanja, ki določa znesek obračunanih obresti posojilojemalca, ki se rezervira za obdobja nelikvidnosti. Zaradi tega lahko obresti, ki jih zaslužijo posojilodajalci opredelimo kot funkcijo obresti, ki jih plačajo posojilojemalci, zmanjšanih za faktor zavarovanja (Gudgeon in drugi, 2020b).

Za ohranitev prekomernega zavarovanja vseh izposojenih pozicij morajo posojilni skladi za pridobitev cen kriptovalut uporabljati cenovne oraklje. Ko pozicija izposoje nima zadostnega zavarovanja za svoj dolg, je likvidatorjem omogočeno zavarovanje te pozicije z likvidacijo. Likvidacija je postopek, v katerem likvidator poplača neporavnane dolgove

pozicije in v zameno prejme zavarovanje pozicije po znižani ceni (Qin in drugi, 2021a). Če se vrednost zavarovanja zmanjša pod določen prag, se lahko pripadajoči dolg izterja na tri načine. Prva možnost je, da pametna pogodba na platformi ponudi posojilo za likvidacijo s fiksnim razponom, ki se lahko zaključi v eni sami transakciji veriženja blokov. Likvidatorji nato poplačajo dolg v zameno za prejem zavarovanja s popustom (tj. likvidacijskim razponom). Druga možnost je, da se zavarovanje likvidira na dražbi, kar zahteva interakcije med večimi transakcijami. Tretja možnost pa je, da se dolg reši z "dopolnjevanjem" zavarovanja, tako da je posojilo spet zadostno zavarovano. Posojilojemalec lahko plača tudi dele svojega dolga (Qin in drugi, 2021b). Pred izplačilom zavarovanja se posojilojemalcu zaračuna tudi kazenska provizija (Gudgeon in drugi, 2020b). MakerDao izvaja postopek likvidacije na podlagi dražbe, medtem ko Aave in Compound delujeta po modelu likvidacije s fiksnim razponom (Qin in drugi, 2021b).

Slika 3: Posojanje



Prيرهjeno po Gogel in drugi (2021).

V DeFi še vedno obstaja tudi nezavarovano posojanje, ki se izvaja omejeno. Posojilojemalec si lahko izposodi sredstva, katerih vrednost presega vrednost zavarovanja, vendar posojilo ostane pod nadzorom posojilnega sklada in se lahko uporabi le v omejene namene - običajno preko pametnih pogodb, ki jih posojilni sklad vnaprej razporedi. Na primer, posojilni sklad lahko z namenom ustvarjanja dobička v imenu posojilojemalca izposojena sredstva položi na drugo platformo (Qin in drugi, 2021a).

## 4.2 Decentralizirane platforme za posojanje

Ker so posojila bistven del decentraliziranega finančnega sistema, obstaja za posojanje in izposojanje kripto sredstev veliko različnih protokolov. Tabela 1 prikazuje osnovne podatke o treh največjih posojilnih protokolih v DeFi.

Tabela 1: Največji protokoli DeFi glede na zaklenjena sredstva

Protokol	Zaklenjena vrednost (milijarde USD)	Žeton IOU	Upravljalni žeton	Tržna kapitalizacija (milijarde USD)
Maker	9,37	DAI	MKR	3,46
Compound	11,05	cToken	COMP	5,77
Aave	6,41	cToken	AAVE	7,27

*Prirejeno po Xu in Vadgama (2021).*

Tri največje platforme za decentralizirana posojila - MakerDAO, Compound in Aave - so marca 2021 združevale približno 18,5 milijard USD, ker pa DeFi spremlja izjemna volatilitnost, se te vrednosti lahko pogosto spreminjajo (Grassi in drugi, 2021). Ker posojila v DeFi niso odvisna od zaupanja vrednih odnosov, za zaščito posojilodajalca ter preprečitev, da bi posojiljemalec pobegnil s sredstvi, platforme za posojanje uporabljajo dva različna pristopa (Schär, 2021a).

Prvič, posojilo se lahko zagotovi pod pogojem, da ga je treba vrniti atomsko, kar pomeni, da posojiljemalec prejme sredstva, jih uporabi in vrne – vse v okviru iste transakcije veriženja blokov. V primeru, da posojiljemalce ob koncu cikla izvajanja transakcije ne vrne sredstev (skupaj z obrestmi), bo transakcija neveljavna in vsi njeni rezultati, vključno s samim posojilom, bodo razveljavljeni. Tako imenovana hitra posojila (angl. flash loans) so vznemirljiva, vendar še vedno zelo eksperimentalna storitev. Čeprav se lahko uporabljajo samo v aplikacijah, ki se poravnavajo atomsko in v celoti na verigi, so učinkovit nov instrument za arbitražo in prestrukturiranje portfelja. Drugič, posojila so lahko v celoti zavarovana s premoženjem, pri čemer je zavarovanje zakljeno v pametni pogodbi in se sprostijo šele, ko je dolg odplačan (Schär, 2021a).

Platforme za zavarovana posojila obstajajo v dveh različicah: (i) zavarovane dolžniške pozicije in (ii) združeni zavarovani dolžniški trgi. Zavarovane dolžniške pozicije so posojila, ki uporabljajo novo ustvarjene žetone. Združeni zavarovani dolžniški trgi pa uporabljajo obstoječe žetone ter zahtevajo ujemanje med posojiljemalcem in posojilodajalcem. Pri združenih zavarovanih dolžniških trgih si je tako namesto z ustvarjanjem novih žetonov, mogoče obstoječe kripto žetone izposoditi od nekoga drugega. Ta pristop seveda zahteva nasprotno stranko, z nasprotnimi preferencami. Z drugimi besedami, da si lahko nekdo izposodi ethereum, mora obstajati druga oseba, ki je pripravljena ethereum posoditi (Schär, 2021a).

Usklajevanje posojilodajalcev s posojiljemalci na platformi lahko poteka preko P2P usklajevanja ali združenega usklajevanja (angl. pooled matching). Usklajevanje P2P pomeni, da posojilodajalec posoja kripto žetone določenim posojiljemalcem. Posojilodajalec bo začel služiti obresti šele, ko bo prišlo do uskladitve med posojiljemalcem in posojilodajalcem. Prednost tega pristopa je, da deluje s fiksnimi obrestnimi merami,

stranke pa se same dogovorijo o časovnem obdobju izposoje. Nasprotno se pri združenih posojili (angl. pooled loans) uporabljajo spremenljive obrestne mere, ki so odvisne od ponudbe in povpraševanja. Sredstva vseh posojilodajalcev so zbrana v enem samem posojilnem skladu, ki temelji na pametnih pogodbah. Posojilodajalci začnejo služiti obresti takoj, ko svoja sredstva položijo v sklad, vendar pa so obrestne mere odvisne od izkoriščenosti sklada. Ko je ponudba posojil velika, so posojila poceni, ko pa je ponudba posojil majhna, so posojila dražja. Obstaja veliko različnih posojilnih protokolov, najbolj priljubljeni pa so Compound, Aave, MakerDAO in dYdX (Schär, 2021a).

#### 4.2.1 Compound

Compound, enega prvih in največjih posojilnih protokolov DeFi, je soustanovil Robert Leshner. Compound je posojilni protokol, ki uporabnikom omogoča takojšnje posojanje ali izposojanje iz sklada sredstev v pametni pogodbi. Za posojilodajalce in posojilodajalce ponuja spodbude za transakcije v obliki plačila obresti ter distribuira kriptovaluto, imenovano žeton COMP (Chohan, 2021). Dobavitelji (in posojilodajalci) sredstev neposredno sodelujejo s protokolom, pri čemer zaslužijo (in plačajo) spremenljivo obrestno mero, ne da bi se jim bilo z nasprotno stranko potrebno pogajati o pogojih, kot so zapadlost, obrestna mera ali zavarovanje (Leshner in Hayes, 2019). Protokol je med majem 2019 in junijem 2020 zagotovil več kot 61,1 milijarde USD posojil v žetonih (Saengchote, 2022).

Družba Compound je bila ustanovljena leta 2017 ter je sprva sprejela 4 žetone. Julija 2021 je bilo na seznamu ponudbe 12 žetonov, vključno s stabilnimi žetoni, kot so DAI, USD žeton (USDC) in Tether (USDT), ter žetonom za upravljanje, COMP (Saengchote, 2022). Uporabniki lahko na platformi ponujajo ali si izposodijo ETH (izvorni žeton v Ethereumu) ter vrsto žetonov ERC-20 (digitalno premoženje v Ethereumu). Posojilodajalci, ki v pametno pogodbo protokola posodijo kripto žetone, prejmejo žeton cToken (npr. cETH, cDAI) (Gogel in drugi, 2021). Posojeni žetoni postanejo del posojilnega sklada, iz katerega se lahko posodi posojilodajalcem (Saengchote, 2022). Žeton cToken je žeton z obrestmi, katerega menjalni tečaj se, v primerjavi z izposojenim sredstvom, s časom povečuje (Xu in Vadgama, 2021). Pri tem so zaslužene obresti algoritmično izpeljane na podlagi ponudbe in povpraševanja po posameznem sredstvu (Gogel in drugi, 2021).

Za izposajo iz protokola morajo posojilodajalci najprej zagotoviti sredstva, ki se uporabijo kot zavarovanje za posojilo. Pri tem je določen najvišji znesek, ki si ga lahko izposodijo na podlagi svojega zavarovanja, tržna vrednost sredstev pa je določena s pomočjo cenovnega oraklja protokola. Stopnja zavarovanja pozicije se pri tem nenehno spreminja, saj so izposojena sredstva in sredstva za zavarovanje odvisna od gibanja cen (Xu in Vadgama, 2021).

Posojilodajalec mora na platformi Compound kot zavarovanje za svojo izposojeno pozicijo uporabiti žetone cToken (Perez in drugi, 2021). Vsako sredstvo ima na platformi svoj faktor zavarovanja, ki znaša med 0 % in 90 %. Faktor zavarovanja, ki je enak nič, pomeni, da



sredstva ni mogoče uporabiti kot zavarovanje (Harvey in drugi, 2021). Nelikvidna sredstva z majhno tržno vrednostjo imajo nizke faktorje zavarovanja, medtem ko imajo likvidna sredstva z veliko tržno vrednostjo visoke faktorje zavarovanja. Vsota vrednosti osnovnih žetonov računa, pomnožena s faktorji zavarovanja, je enaka posojilojemalčevi posojilni zmogljivosti. Posojilojemalci si lahko izposodijo sredstva do svoje posojilne zmogljivosti, vendar je ne smejo preseči. Prav tako ne smejo izvesti nobenega dejanja (npr. izposoje ali prenosa sredstev oz. unovčenja zavarovanja z žetoni cToken), ki bi skupno vrednost izposojenih sredstev povečalo nad njegovo posojilno zmogljivost. To ščiti protokol Compound pred tveganjem neplačila (Leshner in Hayes, 2019).

Imetniki žetonov za upravljanje COMP lahko predlagajo in glasujejo o vseh spremembah protokola, vključno z modeli obrestnih mer in podprtimi vrstami zavarovanja. Žeton COMP spodbuja "rudarjenje likvidnosti", pri čemer se vsak dan vsem posojilodajalcem in posojilojemalcem razdeli vnaprej določena količina žetona (Gogel in drugi, 2021). Lahko bi rekli, da je žeton imitacija monetarnega organa, ki spodbuja kroženje valute med varčevalci in posojilojemalci, hkrati pa omogoča izmenjavo valute z drugimi platformami (Chohan, 2021). V tabeli v prilogi 3 so prikazani najpogostejši problemi tradicionalnih financ ter Compoundova rešitev za njihovo uspešno reševanje.

#### 4.2.2 MakerDAO

Platformo MakerDAO, ki je začela delovati leta 2015, je soustanovil Rune Christensen. Velja za temelj DeFi, saj je bila eden prvih projektov, ki so zgrajeni na omrežju Ethereum (Russo, 2020). Gre za decentralizirano organizacijo, ki proizvaja in vzdržuje stabilni žeton DAI. Platforma poskuša tudi ob nihanju vrednosti drugih kriptovalut ohraniti vrednost stabilnega žetona DAI približno enako vrednosti ameriškega dolarja (Chohan, 2021). Za razliko od drugih stabilnih žetonov, ki so zavarovani z dolarji, je DAI zavarovan z digitalnimi sredstvi, ki se hranijo v pametnih pogodbah podjetja MakerDAO (Russo, 2020).

Posojilojemalci, ki si želijo izposoditi DAI, morajo v pametni pogodbi, imenovani zakladnica Maker, najprej zagotoviti zavarovanje. Zavarovanje je lahko v obliki ETH ali nekaterih žetonov ERC-20 ter lahko predstavlja eno samo sredstvo ali več sredstev. Pametna pogodba izračuna vrednost zavarovanja na podlagi količine in tržne cene sredstva, pri čemer se tržna cena vnese preko cenovnega oraklja. Posojilojemalec lahko nato od pametne pogodbe zahteva, da mu izda določen znesek DAI. Mejna vrednost zavarovanja določa, kdaj bo zavarovanje likvidirano. Posojilojemalcem se zato svetuje, da zahtevajo izdajo zneska DAI, ki je pod mejno vrednostjo, da rahlo padajoče gibanje cene zavarovanja v primerjavi z DAI, ne bo povzročilo likvidacije zavarovanja (Xu in Vadgama, 2021). Protokol Maker ne omogoča poziva h kritju (angl. margin call), zaradi česar je posojilojemalec odgovoren, da ohrani pozicijo izposoje nad zavarovanjem. To lahko stori z dopolnjevanjem zavarovanja ali poplačilom DAI v primeru neugodne spremembe cene. Takoj, ko posojilojemalčevo razmerje med izposojenim posojilom in njegovo trenutno vrednostjo presega likvidacijski

prag, lahko katerikoli udeleženec omrežja ponudi zavarovanje s plačilom dela posojila in tako pozicijo likvidira (Xu in Vadgama, 2021).

Za unovčenje zavarovanja mora posojiljemalec plačati provizijo za stabilnost (angl. stability fee), ki predstavlja posojilo DAI, vključno z obrestmi na posojilo. Provizija za stabilnost se obračuna sčasoma ter služi kot mehanizem uravnavanja ponudbe žetona v obtoku, da njegova vrednost ostane stabilna. Obdobje posojila ni določeno, zato je DAI mogoče kadarkoli delno ali v celoti odplačati (Xu in Vadgama, 2021). Del MakerDAO platforme je tudi žeton MKR, ki je za razliko od žetona DAI nestanovitno ter ni vezan na ameriški dolar. Imetnikom žeton omogoča glasovanje v Makerjevem sistemu upravljanja, v katerem se odloča o različnih temah - od pogojev izposojanja in posojanja, do vrst sprejetih zavarovanj (Russo, 2020).

### **4.3 Prihodnost in inovacije na področju decentraliziranega posojanja**

DeFi se razvijajo hitro, saj razvijalci preizkušajo nove storitve, poslovne modele in kombinacije protokolov. Prav tako se razvija tudi tehnologija, storitve pa prehajajo na decentralizirano upravljanje in vodenje protokolov. Pomemben vidik tekočega razvoja DeFi bo vključeval sestavo decentraliziranih aplikacij in finančnih primitivov (tj. finančnih gradnikov, ki temeljijo na kriptovalutah). Poleg tega pa se lahko znotraj DeFi ustvarijo novi finančni instrumenti in storitve ter s tem nova tveganja zaradi nepredvidljivih medsebojnih učinkov (Gogel in drugi, 2021).

S časom se bo verjetno spremenila populacija vlagateljev, saj bodo na trg v večjem številu vstopili udeleženci z bolj omejenimi izkušnjami s kriptovalutami, kot tudi bolj zahtevni institucionalni trgovci. Špekulativni mehurčki povpraševanja, ki so v kratkih obdobjih prinašali spektakularne donose, verjetno ne bodo vzdržni. Regulatorji se bodo aktivneje vključevali v področje DeFi, zlasti če se bodo želele vključiti finančne institucije in ponudniki centraliziranega financiranja (Gogel in drugi, 2021).

Posojila pri tradicionalnem financiranju niso nujno zavarovana s premoženjem, saj se za ocenjevanje kreditne sposobnosti in omejevanje neplačil uporabljajo podatki o identiteti in kreditna ocena. Kljub odsotnosti analognih mehanizmov, se postopoma pojavljajo nezavarovane posojilne rešitve DeFi, kot so hitra posojila. Hitra posojila uporabnikom omogočajo, da si sredstva iz decentraliziranih posojilnih protokolov izposodijo takoj, brez zahtevanega zavarovanja. Pogoj je, da se sredstva ob koncu iste transakcije vrnejo. Lastnost atomičnosti transakcije v nasprotnem primeru zagotavlja, da se celotna transakcija samodejno prekliče, stanje v verigi pa ostane nespremenjeno (tj. kot da hitro posojilo ni bilo odobreno). Takšna posojila imajo zato skoraj takojšnjo zapadlost, saj se izposodijo in odplačajo v enem samem blokovnem intervalu, tj. med dvema blokoma v verigi. Poleg hitrih posojil pa je na področju decentraliziranega posojanja mogoče zaslediti tudi naslednji inovaciji (Gogel in drugi, 2021):

- **Produkti s fiksno obrestno mero** ponujajo fiksno obrestno mero, kljub nihanju vrednosti osnovnega sredstva. Protokol ustvarja žetone, ki jih je mogoče po vnaprej določenem datumu zapadlosti unovčiti ena-za-ena za ciljno sredstvo.
- **Storitve institucionalnega podjetniškega kreditiranja**, kot je Maple Finance, institucijam omogočajo, da si izposodijo sredstva iz posojilnih skladov, ki jih upravljajo izkušeni vlagatelji. Pooblaščenca sklada so odgovorni za ocenjevanje posojilojemalcev ter za pogajanja o pogojih posojila, preden odobrijo posojilo iz sklada.

V primerjavi s tradicionalnimi financami so decentralizirane finančne aplikacije trenutno manj pomembne, saj zaenkrat za realno gospodarstvo nimajo dodane vrednosti. Njihova rast in inovativnost razvitih rešitev pa bi lahko kazala na to, da bodo v prihodnje vse pomembnejše in se lahko izkažejo kot gonilo inovacij za gospodarstvo kot celoto, saj spodbujajo tehnološki razvoj. Decentralizirane finančne aplikacije bi namreč lahko pomagale pri vstopu na nova poslovna področja ali s kombinacijo decentraliziranih in centraliziranih elementov prispevale k razvoju hibridnih poslovnih modelov. Hibridni poslovni modeli bi tako za ustvarjanje izdelkov in storitev uporabljali kombinacijo decentraliziranih in centraliziranih elementov (Deutsche Bundesbank, 2021).

#### 4.4 Potencial za razvoj

V tradicionalnem finančnem sistemu so storitve posojanja posameznikom s slabšo kreditno sposobnostjo težje dostopne. Te storitve pa jim ostajajo težje dostopne tudi v sistemu DeFi, kjer se zaradi prekomernega zavarovanja s premoženjem od udeležencev zahteva, da imajo v lasti več sredstev, kot si jih želijo izposoditi. DeFi tako, v primeru nezadostnih sredstev, ne uspejo poskrbeti za gospodinjstva in (mala) podjetja, ki potrebujejo sredstva za financiranje produktivnih naložb. Četudi je dostop do posojil na platformah načeloma odprt in dostopen vsem, decentralizirana posojila, kot so trenutno zasnovana, ne spodbujajo finančne vključenosti. Finančna vključenost se namreč nanaša na proces zagotavljanja dostopa do cenovno dostopnih in ustreznih finančnih storitev vsem posameznikom (Aramonte in drugi, 2022).

Opisana omejitev posojil v DeFi skriva elemente resnične inovacije. Eden izmed načinov reševanja tega problema je uporaba stavb ali investicijske opreme kot sredstev za zavarovanje posojila v verigi blokov. To bi bilo še posebej koristno za mala in srednje velika podjetja. Za doseg tega cilja so bistvenega pomena orakli, ki aplikacijam DeFi sporočajo informacije iz realnega sveta. Če bodo želele vključiti širše skupine uporabnikov, bodo DeFi prav tako morale opustiti anonimnost, uporabljati prava imena ter navsezadnje spadati pod regulativno okrilje. Nekateri začetni koraki v smeri uporabe pravih imen so že bili storjeni, saj nekatere izmed večjih platform, kot sta Coinbase in Gemini, za odobritev posojil že zahtevajo, da udeleženci razkrijejo svojo identiteto. Drugi si prizadevajo k ustvarjanju kreditnih ocen, ki temeljijo na informacijah o posojilojemalcih izven verige. Ključni izziv, ki se pri tem pojavi, pa bo ohranitev zasebnosti uporabnikov (Aramonte in drugi, 2022).

#### 4.5 Vpliv parametrov posojila na verjetnost neplačila posojil – DeFi

Qin in drugi (2021c) so preučili učinke parametrov posojil na verjetnost neplačila v sistemu DeFi. Njihova ključna ugotovitev je, da imajo posojila z višjimi obrestnimi merami večjo verjetnost neplačila posojila. Tradicionalno posojilno poslovanje predvideva, da imajo bolj tvegane stranke tudi večje tveganje neplačila posojila in si zato sredstva izposodijo po višji obrestni meri. Na podlagi tega lahko sklepamo, da bodo obrestne mere eden izmed ključnih parametrov, ki vplivajo na verjetnost neplačila posojil v DeFi.

Tudi Knižek (2022) je v svoji raziskavi preučil učinke parametrov posojil na verjetnost neplačila posojil v DeFi. Ugotovil je, da je tveganje neplačila manjše pri posojilih z višjim zneskom posojila ter pri posojilih v žetonih Ether in Wrapped BTC. Nasprotno rezultati njegove raziskave kažejo, da posojila v žetonih Augur, DAI, BAT in USDC ter višji faktor zavarovanja povečujejo verjetnost neplačila posojil.

Prispevek "Explanatory Data Analysis on DeFi Lending users Health" vsebuje raziskavo o "zdravju" uporabnikov dveh najbolj uporabljenih platform za decentralizirana posojila – Compound in Aave (Alberquilla, 2021). Alberquilla (2021) izraz zdravje uporabnika opredeljuje kot ključni parameter pri izogibanju likvidaciji. V svoji študiji je zdravje uporabnikov opredelil kot razmerje med skupnim zneskom zavarovanja v ETH in skupnim zneskom izposojenih žetonov ETH. Pri tem vrednost zdravja, ki je manjša od 1, omogoča likvidacijo zavarovanja. Na podlagi spremenljivke zdravje so bili uporabniki razdeljeni v skupine, avtor pa je ocenil verjetnost neplačila posojila. Iz rezultatov Alberquilla (2021) ugotavlja le nekoliko nižjo verjetnost neplačila za posojila, pri katerih se kot zavarovanje uporabljajo stabilni žetoni, vendar pa model ni pokazal nobene pomembne povezave med vrsto žetona in verjetnostjo neplačila.

Noreikaite in Ambrazaitė (2017) sta v svoji raziskavi analizirala vpliv dodatnih informacij, kot so podatki o posojilojemalcih in posojilih (brez obrestne mere ali kreditne ocene), na verjetnost neplačila. Raziskavo sta izvedla na platformi za posojanje bitcoinov Bitbond. Preverila sta tudi, če omenjene dodatne informacije morebiti zmanjšajo asimetrijo informacij. Izvedla sta empirično študijo za preverjanje hipotez o spremenljivkah, ki vplivajo na verjetnost neplačila.

Analiza posojil je pokazala, da je 80 % platforme Bitbond skoncentrirane v posojilojemalcih s kreditno oceno C–F. Za posojilojemalce s takšno kreditno oceno je verjetnost neplačila višja od 41,3 %, obrestne mere pa v povprečju znašajo 28 %. Koncentracijo tveganih posojilojemalcev je mogoče razložiti kot problem še vedno razvijajočega se trga, ki privablja špekulativne vlagatelje in oportunistične posojilojemalce. Rezultate sta primerjala tudi s P2P posojilno platformo LendingClub, pri čemer sta ugotovila, da so posojila in donosi na platformi Bitbond podvrženi veliko večjemu tveganju (Noreikaite in Ambrazaitė, 2017).

Rezultati so pokazali, da med kreditno oceno, ki jo dodeli platforma Bitbond, in verjetnostjo neplačila ni jasne povezave. 20–25 % posojil s kreditno oceno A–B je neplačanih, medtem

ko se odstotek poveča na 43–50 % v okviru kreditnih ocen D–F. Trajanje posojila je še en parameter, ki bi lahko vplival na verjetnost neplačila. Avtorja sta v raziskavi namreč ugotovila, da je pri posojilih daljših od 6 tednov verjetnost neplačila večja od 50 %. Znesek posojila, namen posojila ter panoga posojila, kot sta izobraževanje in transport, so se prav tako izkazali za pomembne parametre (Noreikaite in Ambrazaite, 2017).

Če povzamem, informacije, ki jih zagotavlja platforma Bitbond, dajejo vpogled v značilnosti posojil oz. posojilojemalcev, zgodovino izposojanja, dodeljene kreditne ocene in uspešnost financiranja. Zato se asimetrija informacij delno zmanjša s kvalitativnimi podatki, ki so na voljo. Kljub temu so posojila v bitcoinih, v primerjavi z običajnimi P2P posojili, ki ne temeljijo na verigi blokov, izpostavljena večjemu tveganju, nestabilnosti in verjetnosti neplačila. To pomeni, da morajo biti posojilodajalci še posebej previdni pri izbiri naložb (Noreikaite in Ambrazaite, 2017).

## 5 P2P POSOJANJE

P2P ali množično posojanje se je razvilo kot posledica digitalizacije. Posameznikom omogoča priročno posojanje denarja drugim posameznikom preko spletnih platform. Brez posredovanja finančne institucije, spletna posojilnica neposredno preko interneta povezuje posojilojemalce in posojilodajalce ter za to storitev zaračuna pristojbino (Serrano in drugi, 2015). Prihranjeni stroški zaradi zmanjšanega posredovanja finančnih institucij lahko povzročijo višji donos za posojilodajalce in nižje obrestne mere za posojilojemalce. Nizki operativni stroški ter poenostavljeni in hitri postopki pa predstavljajo druge prednosti posojilnih platform (Lee, 2020). Zaradi teh prednosti trg spletnih posojil hitro raste. To dokazuje tudi dejstvo, da je v manj kot desetih letih P2P posojanje postalo priljubljena finančna storitev za povezovanje akterjev, ki si želijo denar izposoditi, z akterji, ki želijo svoj denar investirati (Bondora, 2023a).

P2P posojilnice predstavljajo nekakšne spletne tržnice, na katerih lahko tisti, ki iščejo privlačne donose (posojilodajalci) vlagajo v posojila posameznikov ter vse pogosteje tudi v posojila zagonskih in obstoječih podjetij (posojilojemalci) (Bondora, 2023a). Namesto finančnih institucij, ki so strokovnjaki za obvladovanje tveganja, kreditno tveganje nosijo posamezni posojilodajalci (Hartmann in Hasan, 2022). Platforma za množično posojanje deluje zgolj kot posrednik informacij. Posojilojemalci na platformi objavijo povpraševanje po posojilih, vlagatelji pa se preko platforme za ta posojila potegujejo. Problem nastane, ker obstaja med udeleženci množičnega posojanja velik problem asimetrije informacij, saj so posojilodajalci v slabšem položaju. P2P platforme za posojanje zato potencialnim posojilodajalcem zagotavljajo informacije o posojilojemalcih ter njihovem namenu posojila. Z razkritjem informacij vzpostavijo zaupanje, s tem pa spodbujajo tudi lasten razvoj in napredek panoge. Razkritje informacij o posojilojemalcih je pomembno, saj dobljene informacije vlagateljem omogočajo analizo povprečnih donosov platforme za množično posojanje (Tong in drugi, 2019). Poleg tega P2P posojilne platforme te informacije uporabijo

za oceno verjetnosti neplačila posojilojemalca ter mu na podlagi tega dodelijo ustrezno obrestno mero (Polena in Regner, 2018).

Prednost P2P posojanja, v primerjavi s tradicionalnim posojanjem, so predvsem manjši transakcijski stroški. Poslovni model množičnih platform za posojanje je namreč preprostejši: ne zbirajo vlog, zanje ne veljajo stroge bančne kapitalske zahteve, prav tako pa jih za zdaj ne nadzorujejo bančni regulatorji. Stroški posredovanja, kot najpomembnejši dejavnik pri pojasnjevanju obrestnih marž v bančništvu, so pri P2P posojanju nizki. V primerjavi s tradicionalnimi finančnimi institucijami se lahko pri P2P posojanju prenesejo na stranke - v obliki višjih prihodkov za posojilodajalce in nižjih obrestnih mer za posojilojemalce (Serrano in drugi, 2015).

## **5.1 Postopek P2P posojanja**

Čeprav se razvite platforme za P2P posojanje med seboj v marsičem razlikujejo, je glavni postopek posojanja na različnih platformah običajno podoben. Postopek izposoje se začne s fazo registracije, v kateri se posojilojemalci na platformi registrirajo in navedejo osebne podatke. Med postopkom registracije se identiteta posojilojemalca strogo preveri, saj se zahtevajo osebni podatki, kot so številka osebnega dokumenta ter njegovi poklicni, osebni in finančni podatki (Hautakangas, 2020).

Preden potencialni posojilojemalec zaprosi za posojilo na platformi, se mu na podlagi informacij, navedenih v obrazcu za registracijo, dodeli kreditna ocena. Ta ocena predstavlja kreditno sposobnost posojilojemalca in se izračuna na podlagi osebnega kreditnega poročila, ki ga lahko zagotovijo nacionalni bonitetni uradi (Polena in Regner, 2018). Nerazpoložljivost posameznih kreditnih informacij o posojilojemalcu vpliva na kreditno oceno (Suryono in drugi, 2019). Potencialni posojilojemalec je po opravljeni registraciji nadalje zaprosen, da izpolni dejansko vlogo za posojilo. Običajno informacije v vlogi vključujejo podatke o letnem dohodku, trenutnem stanju doma (lastništvo, hipoteka ali najem), trajanju zaposlitve ter namen in opis posojila. Pri tem sta najpomembnejši informaciji višina zneska, ki si ga želijo izposoditi ter najvišja obrestna mera, ki so jo pripravljene plačati (Polena in Regner, 2018). Kljub temu da se pri P2P posojilih dohodek uporablja pri določanju obrestnih mer in je pomemben parameter neplačila, se posojilojemalcem na splošno posojilo zaradi dohodka ne zavrne. Zato imajo posojilojemalci manjšo spodbudo za napačno poročanje (Carmichael, 2014). Ko je vloga za posojilo izpolnjena, je posojilo uvrščeno na seznam, ki je viden potencialnim posojilodajalcem (Hautakangas, 2020).

Po preverjanju posojilojemalčeve kreditne ocene in njegovih samoprijavljenih informacij, posojilna platform na podlagi teh informacij določi stopnjo tveganja posojila ter ustrezno obrestno mero. Za posojila z oceno A velja, da so manj tvegana, zato je običajno obrestna mera za takšna posojila nižja. Posojila z oceno F pa imajo običajno višjo obrestno mero, saj veljajo za posojila z višjo stopnjo tveganja neplačila. Če posojilojemalec sprejme ponujene

posojilne pogoje in obrestno mero, posojilna platforma objavi posojilo na svojem spletnem mestu. Potencialni posojilodajalci si lahko nato posojilo ogledajo na spletu in ga začnejo financirati (Polena in Regner, 2018).

Poleg postopka izposoje se tudi tipičen postopek posoje (ali financiranja) P2P začne z registracijo na izbrani platformi za množično posojanje. Ko je faza registracije končana, posojilodajalec določi znesek in časovno obdobje naložbe, nato pa se začne postopek iskanja potencialnih posojil (in posojilojemalcev). Iskanje opravi posojilodajalec ročno ali pa postopek samodejno izvede platforma. Obstajata dva priljubljena načina za izvedbo naložbe na P2P posojilni platformi. Pri prvem modelu posojilodajalec sam izbere posojilojemalca na platformi ter mu denar posodi neposredno. Pri drugem modelu pa posojilodajalec vlaga v sklad sredstev, ki ustreza njegovi željeni kategoriji tveganja in zapadlosti posojila, platforma pa denar dodeli ustreznim posojilojemalcem. Posojilo je odobreno pod pogoji, ki jih sprejmeta nasprotni stranki, posojilojemalec pa mora posojilodajalcu v času trajanja posojila vrniti obresti in glavnico posojila. Poleg tega obe stranki plačata pristojbine ponudniku P2P za opravljanje storitve (Hautakangas, 2020).

Posojilna platforma lahko v obdobju financiranja posojilojemalca zaprosi za ponovno preveritev informacij, ki jih je sporočil. Posojilo je lahko odstranjeno s spletnega mesta platform, če ni mogoče preveriti podatkov, ki jih je posojilojemalec navedel (Polena in Regner, 2018). Ko posojilo zapade v plačilo, platforma izvede postopek izterjave, prav tako pa lahko v primeru zamude pri plačilu določi kazni v obliki dodatnih obresti, ki jih mora posojilojemalec plačati (Suryono in drugi, 2019).

Postopek posojanja je v veliki meri enak postopku posojanja v tradicionalnih finančnih institucijah, edina pomembna razlika je, da so P2P posojilne platforme manj agresivne pri izterjavi dolgov. Pravno gledano P2P posojila z vidika posrednika in posojilojemalca spadajo v enak razred sredstev kot nezavarovana posojila, ki jih izdajajo tradicionalne finančne institucije (Carmichael, 2014).

## **5.2 P2P posojilne platforme**

Največje razlike med platformami so v mehanizmi določanja cen. Najpogosteje uporabljen je mehanizem objavljenih cen (angl. posted price mechanism). Pri tem mehanizmu platforma določi obrestne mere za posojila glede na pričakovano kreditno sposobnost posojilojemalca in pogoje posojila. Pri mehanizmu, ki temelji na dražbi (angl. auction based mechanism) pa obrestno mero posojila določijo posojilodajalci s postopkom dražbe (Hautakangas, 2020). Tabela 2 prikazuje nekatere primere P2P platform po svetu ter njihove osnovne informacije.

Na številnih platformah posojilojemalec določi najvišjo obrestno mero, ki jo je pripravljen plačati, posojilodajalci pa se odločijo, ali želijo vlagati v posojilo z določeno obrestno mero. Predstavljene platforme so znani in uveljavljeni ponudniki P2P posojil ter predstavljajo različne glavne regije trga tovrstnih posojil: ZDA, Kitajsko in Evropo (Hautakangas, 2020).

Tabela 2: Primeri P2P posojilnih platform

Platforma	Zopa	Prosper	Lending Club	PPDai	Bondora
Država	VB	ZDA	ZDA	Kitajska	Estonija
Ustanovitev	2005	2005	2006	2007	2008
Mehanizem določanja cen	Mehanizem objavljenih cen	Mehanizem objavljenih cen	Mehanizem objavljenih cen	Dražba	Mehanizem objavljenih cen
Valuta	Britanski funt	USD	USD	Kitajski jen	EUR
Vrednost posojila	1.000–25.000	2.000–35.000	1.000–40.000	100–200.000	500–10.000
Trajanje posojila	1–5 let	3–5 let	3–5 let	1–24 mesecev	3–60 mesecev

Prيرهjeno po Hautakangas (2020).

### 5.3 P2P posojilnica Bondora

Bondora je estonska platforma za P2P posojanje, ustanovljena leta 2008. Posojilojemalcem iz Estonije, Finske, Španije in Slovaške ponuja nezavarovana potrošniška posojila. Trajanje posojila je običajno od tri do šestdeset mesecev, pri čemer glavnica lahko znaša od 500 do 10.000 EUR in se odplačujejo mesečno. Vlagatelji prihajajo iz 40 držav, od ustanovitve dalje pa je cca. 120.000 uporabnikov preko platforme skupaj vložilo skoraj 370 milijonov EUR. Pogosto se omenja kot ena najbolj zanesljivih evropskih platform za P2P posojanje (Hautakangas, 2020).

V času nastanka je platforma omogočala interakcijo le estonskim uporabnikom, leta 2012 pa je odprla svojo tržnico za male vlagatelje po vsej Evropi. S tem je postala prva P2P posojilnica za čezmejno posojanje na svetu. Z letom 2015 je družba mehanizem določanja obrestnih mer na dražbi zamenjala z mehanizmom določanja obrestnih mer na podlagi tveganja. V novem modelu se na podlagi Bondorinega modela kreditnega ocenjevanja vsakemu posojilu dodeli kreditna ocena. Model za ocenjevanje uporablja vse informacije, zbrane v vlogi za posojilo ter podatke, ki jih potrdijo zunanje stranke, kot so banke in kreditni uradi (Snakkers, 2020).

Bondorina kreditna ocena vključuje več kot le tveganje neplačila, saj upošteva tudi verjetnost izterjave ob neplačilu. Verjetnost neplačila in verjetnost izterjave se združita v pričakovano stopnjo izgube, ki se nato pretvori v oceno na lestvici med AA (zelo nizko tveganje) in F (zelo visoko tveganje). Ocene na lestvici so: AA, A, B, C, D, E, in F z reprezentativnimi vrednostmi pričakovane stopnje izgube med 0–2 %, 2–3 %, 3–5,5 %, 5,5–9 %, 9–13 %, 13–18 % in več kot 18 %. Obrestna mera se nato izračuna kot vsota pričakovane izgube posojila in pričakovanega donosa tega posojila. Po določitvi obrestne mere posojila Bondora objavi posojilo na platformi. Ali bo posojilo financirano, je odvisno od vlagateljev. Ti morajo



namreč na platformi ponuditi znesek, ki so ga glede na oceno posojila pripravljene vložiti (Snakkers, 2020).

Za primere, ko posojilojemalci ne izpolnijo svojih obveznosti, ima Bondora vzpostavljen postopek nadzora nad neplačilom. Ob neplačilu posojila se od posojilojemalca zahteva plačilo celotnega dolga (tj. posojilo skupaj z obračunanimi obrestmi, zamudnimi obrestmi in pristojbinami) (Bondora, 2023a).

#### **5.4 Vpliv parametrov posojila na verjetnost neplačila posojil – P2P**

P2P posojanje je za posamezne posojilodajalce tvegana dejavnost, saj namesto platforme posojilodajalci posojila odobrijo sami ter tako prevzamejo kreditno tveganje. Kreditno tveganje je mogoče opredeliti kot potencialni finančni učinek vsake dejanske ali zaznane spremembe kreditne sposobnosti posojilojemalcev. Kreditna sposobnost je pripravljenost in sposobnost posojilojemalcev za odplačilo (Serrano in drugi, 2015). Kreditna ocena je število, ki predstavlja oceno kreditne sposobnosti posojilojemalca, ali verjetnost, da bo posojilojemalec svoje dolgove odplačal (Arya in drugi, 2011). Pri P2P posojilih zavarovanja s premoženjem ali jamstvenega sklada ni, zato je vsako posojilo ocenjeno z oceno, ki poskuša zajeti tveganje neplačila. Če posojilna platforma dobro opravlja svoje delo, nižja kot je ocena, večja je verjetnost neplačila in posledično je višja tudi obrestna mera (Serrano in drugi, 2015).

Parametre, ki vplivajo na verjetnost neplačila posojil, lahko na splošno delimo v dve skupini. Delimo jih na parametre, značilne za posojilo, ter na parametre, značilne za posojilojemalca. Obojni imajo pomembno vlogo pri določanju posojilne obrestne mere (Santoso in drugi, 2019). Parametri, kot so namen posojila, višina posojila, letni dohodek posojilojemalca, njegove trenutne stanovanjske razmere, kreditna zgodovina ter zadolženost, predstavljajo ene izmed ključnih parametrov, ki vplivajo na verjetnost neplačila posojil. Namen posojila velja za enega od parametrov, ki pojasnjujejo verjetnost neplačila, saj na primer posojilo za financiranje avtomobila ni enako tvegano kot posojilo za ustanovitev podjetja. Eden izmed parametrov je tudi velikost posojila. Obstajajo argumenti, ki pravijo, da tveganje neplačila narašča z manjšanjem velikosti posojila. Drugi argumenti trdijo, da se tveganje neplačila poveča, ko je posojilo veliko (Serrano in drugi, 2015). Obrestne mere za posojila so običajno višje, če je trajanje posojila daljše, znesek posojila večji ter če je v istem obdobju na voljo več posojil. Pri parametrih, značilnih za posojilojemalca je bilo ugotovljeno, da je obrestna mera običajno nižja, če je posojilojemalec lastnik stanovanja (Santoso in drugi, 2019). Uspešnost posojil (tj. verjetnost neplačila in donosnost posojil) se lahko razlikuje tudi glede na razlike v spolu, kar je mogoče ublažiti z dohodkom, stopnjo izobrazbe in poklicem posojilojemalca (Lee, 2020).

Obstoječe raziskave ugotovljajo pozitivno korelacijo med neplačilom posojila in dodeljeno kreditno oceno. Ugotovljeni pa so bili tudi dodatni parametri, ki določajo verjetnost neplačila. To so razmerje med dolgom in dohodkom (angl. debt to income ratio), letni

dohodek ter namen posojil kreditnih kartic (Polena in Regner, 2018). Kreditna zgodovina je še en ključen parameter pri ocenjevanju posojil, saj kreditna zgodovina lastnika pri majhnih podjetjih bolje napoveduje verjetnost neplačila kot finančne spremenljivke iz letnih izkazov (Serrano in drugi, 2015).

Poleg tega so v raziskavah odkrili pozitivno povezavo med verjetnostjo neplačila ter tem, ali je posojilojemalčevo stanovanje v njegovi lasti (Polena in Regner, 2018). Tudi samoporočanje o namenu posojila spada med pomembnejše dejavnike, ki vplivajo na verjetnost neplačila posojila. Pri posojilojemalcih, ki predložijo opise posojil, v katerih manjkajo popolni stavki, je namreč verjetnost neplačila večja (Carmichael, 2014).

## **6 PODATKI IN METODOLOGIJA**

Z magistrskim delom bom poskusila sestaviti logit model, s katerim bi bilo mogoče napovedati verjetnost neplačila posojil na decentralizirani platformi za posojanje, Compound. S tem bom poskusila odgovoriti na vprašanje, ali je mogoče oblikovati model, ki je sposoben napovedati verjetnost neplačila posojil v DeFi. Podrobno bom analizirala tudi vpliv spremenljivk modela na verjetnost neplačila posojil na platformi Compound. Pridobljene rezultate bom primerjala z analizo vpliva spremenljivk modela na verjetnost neplačila posojil na posojilni platformi Bondora. Dodatno želim namreč preveriti, ali anonimnost informacij o posojilojemalcih na platformi Compound vpliva na napovedno sposobnost modela.

Zaradi pomanjkanja raziskav, ki temeljijo na podatkih platform za decentralizirana posojila, raziskave ni mogoče primerjati s številnimi obstoječimi rezultati. Cilj naloge je dokazati, da je verjetnost neplačila pri decentraliziranih posojilih, ki temeljijo na verigah blokov, predvidljiva. Za analizo sem sestavila tri modele. Prvi model vključuje podatke iz decentralizirane platforme za posojanje Compound. Drugi model vključuje podatke z vsemi spremenljivkami iz P2P posojilnice Bondora. Tretji model pa vključuje zgolj podatke s spremenljivkami, ki opisujejo značilnosti posojila na P2P platformi Bondora.

### **6.1 Model**

Logit model (ali logistični model) je vrsta posplošenega linearnega modela (angl. generalized linear model, v nadaljevanju GLM), ki modelira verjetnost nastanka določenega razreda ali dogodka. Z uporabo logistične funkcije se uporablja za modeliranje binarne odvisne spremenljivke, postopek pa se imenuje logistična regresija (Fogarty, 2018).

GLM je mogoče obravnavati z dvostopenjskim pristopom modeliranja. Najprej je potrebno določiti verjetnostno porazdelitev odvisne spremenljivke. Ta je odvisna od vrste spremenljivke. Kadar imamo podatke z vrednostjo 0 in 1, uporabimo binomsko porazdelitev, v primeru podatkov o številu, uporabimo Poissonovo porazdelitev. Drugi korak je modeliranje parametra porazdelitve z uporabo pojasnjevalnih (neodvisnih) spremenljivk.

Izhodiščna spremenljivka za GLM je označena z  $Y_i$ , pri čemer indeks  $i$  predstavlja opazovanje  $i$ . Glede na odvisne spremenljivke dveh ravni se izhodiščna spremenljivka  $Y_i$  uporabi na primer kot: neplačilo posojila ( $Y_i = 0$ ) ali plačilo posojila ( $Y_i = 1$ ) (Fogarty, 2018).

Analiza z logističnim regresijskim modelom se običajno uporablja za napovedovanje verjetnosti neplačila. Uporablja se tudi za določanje kreditnega tveganja, torej tveganja, da posojilojemalec v celoti ne bo izpolnil prevzetih obveznosti v obliki glavnice in obresti. Pri neizpolnjevanju obveznosti govorimo o tako imenovanem nedonosnem posojilu ali posojilu v zamudi. Alternativo nedonosnega posojila v DeFi lahko razumemo kot posojilo, pri katerem je bilo zavarovanje unovčeno oz. je bilo posojilo likvidirano. Logit model je pri tem vzpostavljen za napovedovanje verjetnosti neplačila posojila na podlagi parametrov posojila. Regresijski koeficient v modelu opisuje smer povezave med neodvisno in odvisno spremenljivko. Ob upoštevanju ocen logit modela je ključni rezultat analize ugotovitev ali sprememba neodvisne spremenljivke poveča ali zmanjša verjetnost neplačila (Orlando in drugi, 2020).

#### 6.1.1 Linearni verjetnostni model

Linearni verjetnostni model za vhodne podatke modela uporablja pretekle podatke, kot so podatki o posojilojemalcih in posojilih. S tem lahko pojasni plačilno disciplino posojilojemalcev pri odplačevanju njihovih posojil. S pomočjo zgodovinskih podatkov se izračuna verjetnost plačila oz. neplačila posojilojemalcev. Pri tem se posojila loči v dve opazovani skupini: na posojila, ki niso bila plačana (verjetnost neplačila = 0), ter na posojila, ki so bila plačana (verjetnost neplačila = 1) (Wooldridge, 2012).

Linearna regresija se uporablja pri modeliranju odvisnosti med eno odvisno spremenljivko  $Y$  ter eno ali več neodvisnih spremenljivk  $X$ . S pomočjo linearne funkcije se modelira povezava med odvisno in neodvisnimi spremenljivkami, pri tem pa so neznanji parametri ocenjeni na podlagi zgodovinskih podatkov. Z odvisnimi spremenljivkami so opredeljene merljive informacije o posojilih (Wooldridge, 2012).

Linearni verjetnostni model za  $i$ -to posojilo oz. posojilojemalca je sestavljen po enačbi (1):

$$P(bad)_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1,i} + \beta_2 X_{2,i} + \beta_3 X_{3,i} + \dots + \beta_m X_{m,i} + u_i \quad (1)$$

Za katero velja, da je (Greene, 2002):

- $X_{j,i}$   $j$ -ti parameter  $i$ -tega posojila oz. posojilojemalca kot neodvisna spremenljivka.
- $\beta_j$  ocenjena utež  $j$ -tega parametra glede na zgodovinske podatke.
- $u_i$  napaka regresijskega modela.

Verjetnost  $P(bad)_i$  dobimo, če za določeno posojilo med seboj pomnožimo uteži  $\beta_j$  z opazovanim  $X_{j,i}$  ter dobljene zneske seštevamo. Ta vrednost predstavlja verjetnost neplačila

i-tega posojila. Napaka regresijskega modela  $u_i$  predstavlja motnjo ter tako ovira stabilnost razmerja med odvisno in neodvisnimi spremenljivkami. Odvisna spremenljivka je v modelu binarna, torej zavzema vrednosti 0 in 1. To krši predpostavko modela o normalno porazdeljeni spremenljivki  $u_i$  ter predpostavko o homoskedastičnosti. Homoskedastičnost namreč opisuje stanje, v katerem je napaka regresijskega modela pri vseh vrednostih neodvisnih spremenljivk enaka (Greene, 2002).

### 6.1.2 Logistični verjetnostni model

Logistična regresija uporablja pri modeliranju pristop odvisnosti med eno oz. več neodvisnih spremenljivk  $\chi_j$  in odvisno spremenljivko  $Y$  ter s pomočjo logistične funkcije omogoča modeliranje povezave med njimi. Dokler so trenutni podatki o neodvisnih spremenljivkah  $\chi_{ij}$  dostopni, je izračun na podlagi linearne regresije preprost. Težavo predstavljajo tiste izračunane vrednosti odvisne spremenljivke, ki segajo izven intervala od 0 do 1. To težavo je mogoče rešiti z logističnim modelom, saj je pri tem modelu zaloga vrednosti linearne regresije omejena na območje med 0 in 1 (Menard, 2010).

Vrednosti, ki jih želimo, dobimo z logistično funkcijo (2) (Menard, 2010):

$$F(t) = \frac{e^t}{e^t + 1} = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (2)$$

Pri tem predpostavimo, da ima linearna funkcija  $t$  samo eno neodvisno spremenljivko  $X$ . V kolikor ima več neodvisnih spremenljivk, lahko funkcijo  $t$  izrazimo kot (Menard, 2010):

$$t = \beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \beta_3\chi_3 + \dots + \beta_m\chi_m \quad (3)$$

Logistično funkcijo (2) pa lahko nato zapišemo tudi kot:

$$P(bad)_i = F(\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_m) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \dots + \beta_m\chi_m)}} \quad (4)$$

Pri tem (Menard, 2010):

- $F(\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_m)$  predstavlja logistično transformirano funkcijo odvisnih spremenljivk, predstavljenih z  $\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_m$ . Interpretiramo jo kot verjetnost, da se bo opazovan dogodek (neplačilo) zgodil.
- $e$  predstavlja konstanto 2,718 in eksponentno funkcijo.

V tem modelu se ciljna spremenljivka ne modelira direktno, temveč se modelira njeno funkcijo. Logit model lahko ekvivalentno zgornjemu zapisu izrazimo kot (Menard, 2010):

$$\text{logit}(p_i) = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \beta_1\chi_{1,i} + \dots + \beta_m\chi_{m,i} = \beta \times x_i \quad (5)$$

Za ta model so značilne določene predpostavke, ki so z ustrežno notacijo pojasnjene sledeče (Rodriguez, 2007):

- $p_i$  predstavlja verjetnost neplačila posojilojemalca.
- $n$  predstavlja število opazovanih posojil.
- Podjetje  $i$  je opisano z  $m$  pojasnjevalnimi spremenljivkami  $\chi_{1,i}, \dots, \chi_{m,i}$ .
- Podjetje  $i$  mora vsebovati podatek o izhodni, binarni spremenljivki  $Y_i$ , kar pomeni, da lahko zavzema le vrednosti 0 (neplačilo) in 1 (plačilo).
- $Y_i$  je odvisna spremenljivka z Bernoullijevo porazdelitvijo ter ima naslednje lastnosti:

$$Y_i | x_{1,i}, \dots, x_{m,i} \sim \text{Bernoulli}(p_i) \quad (6)$$

$$E[Y_i | x_{1,i}, \dots, x_{m,i}] = p_i \quad (7)$$

$$P[Y_i = y_i | x_{1,i}, \dots, x_{m,i}] = \begin{cases} p_i & \text{če je } y_i = 1 \\ 1 - p_i & \text{če je } y_i = 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$P[Y_i = y_i | x_{1,i}, \dots, x_{m,i}] = p_i^{y_i} (1 - p_i)^{(1-y_i)} \quad (9)$$

- Pri tem  $p_i \geq 0,5$  (oz.  $\beta_0 + \beta_1 \chi_{1,i} + \dots + \beta_m \chi_{m,i} \geq 0$ ) napoveduje  $Y_i = 1$  in  $p_i < 0,5$  (oz.  $\beta_0 + \beta_1 \chi_{1,i} + \dots + \beta_m \chi_{m,i} < 0$ ) napoveduje  $Y_i = 0$ .
- V vzorcu morajo biti primeri - torej tako posamezna posojila kot neodvisne spremenljivke med sabo - med seboj neodvisni.

Pri oceni regresijskih koeficientov si pomagamo s funkcijo največjega verjetja (angl. maximum likelihood function). Za linearno regresijo so značilne normalno porazdeljene napake, medtem ko pri logit modelu končnega izraza za koeficiente, ki bi maksimiziral funkcijo verjetja, ni mogoče najti. Težavo rešimo z uporabo iterativne metode, ki začne s približno rešitvijo, pogleda ali obstajajo morebitne izboljšave ter ponavlja postopek, dokler ne privede do konvergenčne rešitve (Menard, 2002).

Kot omenjeno zgoraj, za odvisno spremenljivko  $Y_i$  velja Bernoullijeva porazdelitev z verjetnostmi (10) in (11).

$$P(y_i = 1) = \pi(x_i) \quad (10)$$

$$P(y_i = 0) = 1 - \pi(x_i) \quad (11)$$

V primeru, da so posamezni primeri enako porazdeljeni in med seboj neodvisni, je možna uporaba funkcije verjetja, ki je odvisna od vektorja  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m)$ :

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^N p_i^{y_i} \times (1 - p_i)^{1-y_i} \quad (12)$$

V nadaljevanju se za lažjo obravnavo uporabi logaritem funkcije (12):

$$l(\beta) = \ln(L(\beta)) = \sum_{i=1}^N [y_i \times \ln(p_i) + (1 - y_i) \ln(1 - p_i)] \quad (13)$$

Zgornjo funkcijo je nato potrebno maksimizirati ter poiskati rešitev, ki je najbolj optimalna. To naredimo tako, da poiščemo odvod te funkcije in ga enačimo z 0. V kolikor je v vzorcu več neodvisnih spremenljivk, moramo funkcijo parcialno odvajati glede na vsak  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$  (prvi odvod). Tako dobimo sistem  $m + 1$  enačb, ki jih rešimo. Rezultat rešitve je  $\hat{\beta}$ , ki predstavlja vektor ocen koeficientov ter najboljšo oceno verjetnosti za  $p_i$ , ki jo označimo s  $\hat{p}_i$  (Menard, 2002).

## 6.2 Matrika zamenjav

Matrika zamenjav (angl. confusion matrix) zagotavlja povzetek rezultatov napovedovanja klasifikacijskih problemov. Predstavlja matriko  $N \times N$ , kjer  $N$  označuje skupno število ciljnih razredov. Uporablja se za pregled natančnosti modela tako, da preverja koliko primerov je bilo klasificiranih pravilno in koliko napačno. To stori s primerjavo vrednosti, ki jih je napovedal model strojnega učenja, z dejanskimi ciljnimi vrednostmi. Za izračun matrike zamenjav potrebujemo mejno točko, ki na podlagi števila vseh doseženih točk loči dobra posojila oz. posojilojemalce od slabih. Posojila, ki so zbrala večje število točk, kot je mejna točka, jih klasificiramo kot dobre, ostala pa kot slabe (Anderson, 2007).

Matrika ima za problem binarne klasifikacije dve možni vrednosti ciljne spremenljivke: pozitivno in negativno. Posledica tega so štirje možni rezultati v matriki zamenjav. Prva vrsta rezultatov so tisti, pri katerih se napovedna vrednost ujema z dejansko vrednostjo oz. pri katerih je vrednost vhodne odvisne spremenljivke enaka napovedani. Ta primera sta (Anderson, 2007):

- **Pravilen pozitiven** (angl. true positive, v nadaljevanju TP): dejanska in napovedna vrednost sta pozitivni. To pomeni, da je posojilo napovedano kot plačano ter je tudi dejansko plačano - v našem primeru je vrednost plačanega posojila enaka 1.
- **Pravilen negativen** (angl. true negative, v nadaljevanju TN): dejanska in napovedna vrednost sta negativni. To pomeni, da je posojilo napovedano kot neplačano ter je tudi dejansko neplačano - v našem primeru je vrednost neplačanega posojila enaka 0.

V primeru, da se vrednosti ne ujemata, sta opredeljeni kot napačno klasificirani. Ta primera sta (Anderson, 2007):

- **Napačen pozitiven** (angl. false positive, v nadaljevanju FP) - znan tudi kot napaka tipa I. Predstavlja stanje, ko model napoveduje pozitivno vrednost, dejanska vrednost pa je negativna. Predstavlja napačno klasificirana neplačana posojila, ki so po modelu klasificirana kot plačana posojila.
- **Napačen negativen** (angl. false negative, v nadaljevanju FN) - znan tudi kot napaka tipa II. Predstavlja stanje, ko model napoveduje negativno vrednost, čeprav je dejanska

vrednost pozitivna. Predstavlja napačno klasificirana plačana posojila, ki so po modelu napovedana kot neplačana posojila.

Vrednosti matrice zamenjav lahko izračunamo kot ocenjevalne vrednosti oz. kazalnike, imenovane točnost, natančnost, občutljivost in specifičnost. Točnost (14) izračunamo tako, da vsoto vseh resničnih vrednosti deljimo z vsoto vseh vrednosti. Ker je ni mogoče prikazati v absolutnih vrednostih, je zato za vrednotenje napovedi potrebno izračunati tudi druge kazalnike, zlasti natančnost (15) (Anderson, 2007).

$$\text{točnost} = \frac{TN+TP}{TP+TN+FP+FN} = \frac{\text{pravilno napovedana neplačana in plačana posojila}}{\text{vsa posojila}} \quad (14)$$

$$\text{natančnost} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{\text{resnična plačana posojila}}{\text{napovedana plačana posojila}} \quad (15)$$

Natančnost izraža stopnjo pozitivne vrednosti, ki je bila pravilno napovedana. Je zelo koristna ocenjevalna vrednost v primerih, ko napačno pozitivni rezultati predstavljajo večje težave kot napačno negativni rezultati. Kazalnik občutljivost (16) lahko prikaže stopnjo dejansko pozitivnih primerov, ki so bili uspešno odkriti in je pomembna mera v primerih, ko napačno negativni rezultati prevladujejo nad napačno pozitivnimi (Anderson, 2007).

$$\text{občutljivost} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{\text{resnična plačana posojila}}{\text{vsa dejansko plačana posojila}} \quad (16)$$

Poleg vseh naštetih pa lahko iz matrice zamenjav izračunamo še naslednje kazalnike (Anderson, 2007):

$$\text{specifičnost} = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{\text{resnična neplačana posojila}}{\text{vsa dejansko neplačana posojila}} \quad (17)$$

$$FP \text{ delež} = \frac{FP}{FP+TN} = 1 - \text{specifičnost} \quad (18)$$

$$FN \text{ delež} = \frac{FN}{FN+TP} = 1 - \text{občutljivost} \quad (19)$$

Klasifikacija posojil je predstavljena tudi v spodnji matriki v tabeli 3.

Tabela 3: Matrika zamenjav

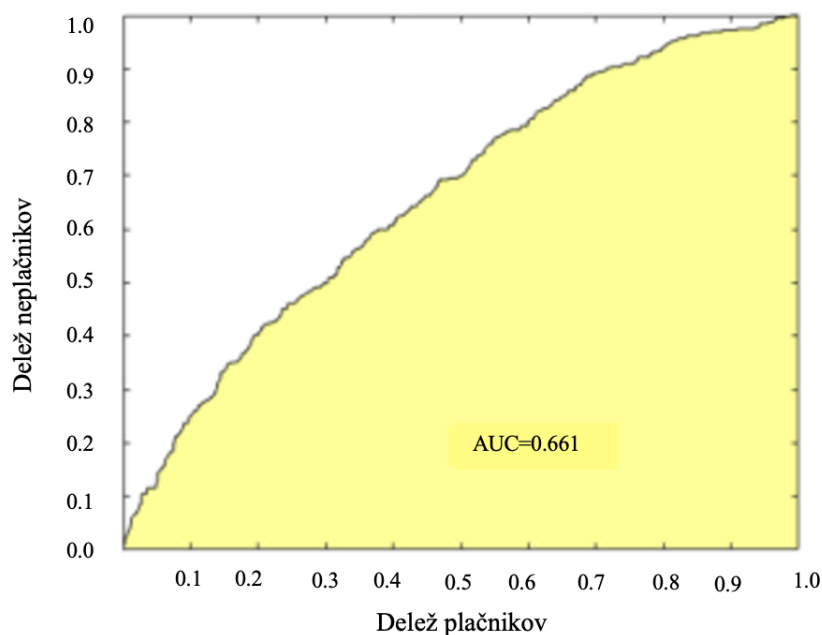
	Vsa populacija	Napovedana vrednost	
		Neplačano posojilo	Plačano posojilo
Dejanska vrednost	Neplačano posojilo	Pravilno neplačano (TN)	Napačno plačano (FP)
	Plačano posojilo	Napačno neplačano (FN)	Pravilno plačano (TP)

Vir: Brezavšček (2018).

### 6.3 ROC krivulja

Krivulja ROC (angl. receiver operating characteristics curve) je vrsta grafičnega diagrama, ki opisuje kakovost binarnega klasifikatorja glede na nastavitev njegovega praga razvrščanja. Uporabljamo jo za merjenje napovedne pravilnosti. Binarni klasifikator je naprava, ki ocenjuje razvrstitev nekaterih predmetov ali primerov v dve skupini, na splošno imenovani pozitivna in negativna. Graf krivulje ROC se sestavi tako, da se na vodoravni osi pri različnih nastavitvah praga izriše stopnja lažno pozitivnih rezultatov glede na stopnjo resnično pozitivnih rezultatov na navpični osi. Z zniževanjem praga razvrščanja se več predmetov razvrsti kot pozitivnih, s čimer se povečajo tako lažno pozitivni kot resnično pozitivni rezultati. Krivulja ROC prikazuje, v kolikšni meri uspe modelu razlikovati med plačili ter neplačili posojila, njeno preračunavanje pa ima podoben pomen kot preračunavanje matrike zamenjav. Slika 4 prikazuje krivuljo ROC ter površino pod krivuljo ROC (Goncalves in drugi, 2014).

Slika 4: ROC krivulja



Prirejeno po Brezavšček (2018).

ROC je krivulja verjetnosti, površina pod krivuljo ROC, znana pod kratico AUC (angl. area under the receiver operating characteristics curve), pa predstavlja stopnjo ali mero ločljivosti. Je merilo sposobnosti modela za razlikovanje med razredi. Z naraščajočo vrednostjo AUC se povečuje zmožnost modela, da razrede 0 napoveduje kot 0, razrede 1 pa kot 1. V primeru tega magistrskega dela je model z višjo vrednostjo AUC boljši pri razlikovanju med plačanimi in neplačanimi posojili (Goncalves in drugi, 2014). V kolikor je vrednost AUC enaka 0,5, model ne razločuje med plačanimi in neplačanimi posojili. Če se vrednost AUC giblje med 0,7 in 0,8, model sprejemljivo razločuje med plačanimi in



neplačanimi posojili. V primeru, če je vrednost AUC med 0,8 in 0,9, model odlično razločuje med plačanimi in neplačanimi posojili. Izjemno ločevanje med plačanimi in neplačanimi posojili pa model doseže v primeru, da je vrednost AUC večja ali enaka 0,9 (Mandrekar, 2015).

## 6.4 Compound

Podpoglavje vsebuje informacije o iskanju podatkov, uporabljenih spremenljivkah ter ocenjenih učinkih spremenljivk na verjetnost neplačila posojila za nabor podatkov o decentraliziranih posojilih na posojilni platformi Compound.

### 6.4.1 Iskanje podatkov

Vir podatkov za decentralizirana posojila, ki jih ponuja platforma Compound, je protokol za poizvedovanje po omrežjih, ki temeljijo na verigi blokov Ethereum – The Graph (The Graph, 2022). Protokol ponuja različne podgrafe, ki zagotavljajo informacije o nekaterih protokoli v verigi blokov Ethereum, vključno s protokolom Compound. Podgrafi zagotavljajo slovarje (scheme), ki uporabnikom omogočajo pisanje poizvedb na podlagi poizvedovalnega jezika GraphQL. S temi poizvedbami lahko nato uporabniki pridobijo informacije v zvezi s trgi, računi in transakcijami (Castro-Iragorri in drugi, 2021). Za zbiranje podatkov o posojilih iz posojilne platforme Compound sem uporabila podgraf Compound V2. Poizvedbe ter postopek za poizvedovanje po informacijah so bili izvedeni z uporabo Java Scripta. Tako sem pridobila podatke o vseh plačilih oz. likvidacijah posojil.

Nabor podatkov predstavlja podatke o plačanih posojilih in likvidacijah (neplačilih) v obdobju med 1. 1. 2021 in 30. 11. 2022. Vsebuje zapis 106.413 posojil, pri čemer je za vsako posojilo na voljo 23 različnih spremenljivk. Večina spremenljivk predstavlja informacije o številki razpršitve ali znesku posojila v drugih valutah ali kriptovalutah. Ker za napovedovanje niso pomembne, so bile te spremenljivke iz modela izključene. Preostalih 6 kvantitativnih spremenljivk in 1 kvalitativna spremenljivka so opisane v nadaljevanju. Podatki so prvotno vsebovali tudi posojila, katerih vrednost je manjša od 100 EUR ter večja od 16.000 EUR. Za boljšo primerljivost s podatki iz P2P platforme Bondora, sem podatke dodatno omejila zgolj na posojila, katerih vrednost je znotraj tega intervala. Končni nabor podatkov tako vsebuje 44.723 posojil.

### 6.4.2 Opredelitev in značilnosti spremenljivk

Značilnosti spremenljivk so prikazane v tabeli 4, v nadaljevanju pa so spremenljivke podrobneje predstavljene.

*(Ne)plačilo* – binarna spremenljivka, ki zavzema vrednost 0 ali 1 ter v modelu predstavlja odvisno spremenljivko. V primeru, da je izposojeni znesek posojila plačan, je vrednost spremenljivke 1, v primeru, da je posojilo likvidirano, je vrednost spremenljivke 0. Pri P2P

posojilih se za neplačana posojila v terminologiji uporablja izraz "neplačilo". Od 44.723 posojil je bilo 40.439 posojil plačanih, kar predstavlja približno 90,40 % vseh posojil, 9,60 % posojil pa je bilo likvidiranih.

*DobavaAPY* (angl. supply APY) – posojilodajalci dobavljajo svoje žetone na trg v zameno za določeni letni odstotni donos ter tako zagotavljajo likvidnost. Spremenljivka predstavlja obrestno mero, ki jo posojilodajalec zasluži kot nagrado za zagotavljanje likvidnosti na trgu.

*IzposojaAPY* (angl. borrow APY) – letni odstotni donos pri izposoji je obrestna mera, ki jo mora plačati posojilojemalec. Obstaja razmerje med dobavnim APY ter APY izposoje, ki ga določa razmerje med ponujenimi in izposojenimi žetoni na trgu. Če je v posojilnem skladu na voljo dovolj kripto žetonov, algoritem določi nižjo obrestno mero, da bi spodbudil izposajo. V primeru pomanjkanja določenega kripto žetona v posojilnem skladu, algoritem določi višjo obrestno mero ter tako spodbudi dodatno ponudbo določenega žetona.

*FaktorZavarovanja* (angl. collateral factor) – platforma Compound vsakemu sredstvu dodeli faktor zavarovanja. Določa znesek, ki si ga posameznik lahko izposodi. Če faktor zavarovanja znaša 0,75, si lahko posojilojemalec izposodi 75 % vrednosti svojega zavarovanja.

*PlačaniZnesek* (angl. amount paid) – predstavlja v USD izraženo vrednost glavnice posojila z obrestmi, ki je bila plačana ali likvidirana.

*TržnaLikvidnost* (angl. market liquidity) – temelji na žetonu, v katerem je posojilo odobreno. Zagotavlja informacije o dejavnostih na trgih žetonov v času posojila.

*CelotnaIzposoja* (angl. total borrow) – označuje skupni znesek izposoje v določenem žetonu na platformi Compound. Povezana je s tržno likvidnostjo žetona, ki je ocenjena na podlagi ponudbe in povpraševanja po določenem žetonu.

Za vsako izmed kvantitativnih spremenljivk, ki so povezane s posojilom, so v tabeli 4 prikazane osnovne statistične mere. Te so prvi kvartil (Q1), najmanjša vrednost (min), srednja vrednost (mediana), povprečna vrednost, največja vrednost (max), tretji kvartil (Q3) ter standardni odklon. V nadaljevanju je predstavljena še kvalitativna spremenljivka, ki bo v model vključena s pomočjo vzpostavitve navideznih spremenljivk (angl. dummy variables), ki se uporabljajo za razlago kvalitativnih podatkov v modelu.

*Žeton* – žetoni predstavljajo obračunsko enoto za protokol Compound. Z žetoni cToken se beležijo izposojena sredstva in morebitne zaslužene obresti. Vsakič, ko uporabniki zagotovijo sredstva v sklad za posojanje, se jim izda ustrezno stanje v določenih žetonih. Posojila v opazovanem obdobju so bila realizirana z uporabo 13 različnih žetonov. Najpogosteje so bili uporabljeni žetoni USD žeton (16.322), DAI (12.823), USDT (8.125) in Ether (4.029) (AAVE, BAT, COMP, DAI, ETH, FEI, LINK, TUSD, UNI, USDC, USDT, WBTC, ZRX).

Tabela 4: Kvantitativne spremenljivke Compound modela

Spremenljivka	Min	Q1	Mediana	Povprečje	Q3	Max	St. odklon
<i>PlačaniZnesek (EUR)</i>	111	824,20	2.811	4.740,10	7.813,70	17.248	4.770,01
<i>DobavaAPY (%)</i>	0,00	0,01	0,02	0,03	0,03	0,37	0,03
<i>IzposojaAPY (%)</i>	0,00	0,03	0,04	0,05	0,05	31,79	0,16
<i>FaktorZavarovanja (%)</i>	0,00	0,70	0,75	0,62	0,80	0,86	0,31
<i>TržnaLikvidnost (EUR)</i>	1,2E+01	1,6E+08	4,0E+08	5,1E+08	7,7E+08	2,1E+09	4,3E+08
<i>CelotnaIzposoja (EUR)</i>	0,00	2,E+08	4,5E+08	1,1E+09	2,0E+09	4,3E+09	1,1E+09

Vir: lastno delo.

#### 6.4.3 Ocenjeni učinki kvantitativnih spremenljivk

Napovedovanje učinkov spremenljivk je zaradi pomanjkanja ustrezne literature in dosedanjih predhodnih analiz zapleteno. Višji letni odstotek ponudbe žetonov lahko kaže na večje povpraševanje po teh žetonih, kar lahko privede do večje verjetnosti za odplačilo posojila. Za posojilojemalca je namreč lahko izguba zavarovanja pri žetonih z večjim povpraševanjem bolj škodljiva ter imajo zato večjo motivacijo za plačilo posojila. Posojila z večjim tveganjem in večjo verjetnostjo neplačila lahko kažejo na višji letni donos izposoje (obrestno mero), kot je običajno za tradicionalna posojila (Gaudencio in drugi, 2019).

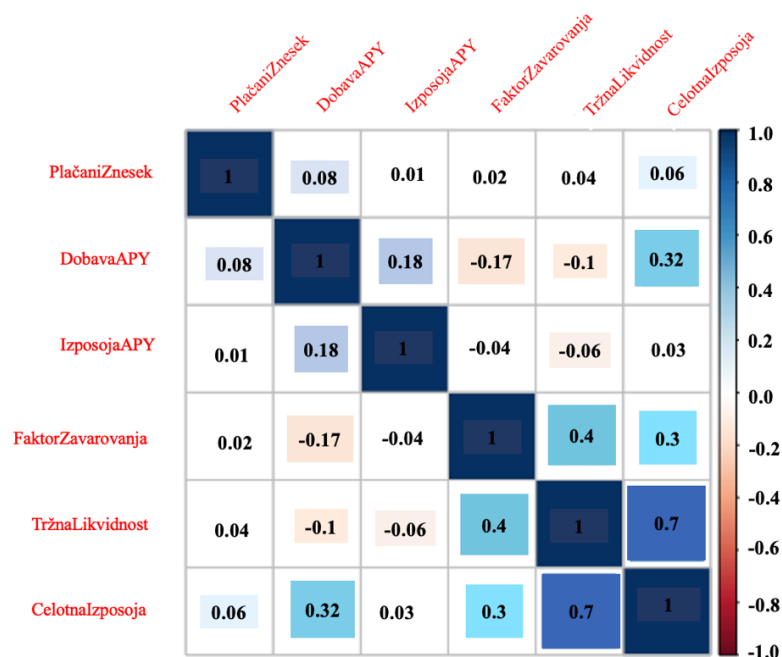
Da bi se izognila problemu kolinearnosti med spremenljivkami, sem sestavila korelacijsko matriko, ki se uporablja za ugotavljanje močnih korelacij med spremenljivkami. Rezultati omogočajo nadaljnje odločitve glede izbire spremenljivk in lahko zagotovijo boljše razumevanje medsebojnih povezav med spremenljivkami. Pozitivne vrednosti korelacijskega koeficienta kažejo, da so spremenljivke med seboj pozitivno povezane. Nasprotno, če je vrednost manjša od nič pomeni, da gre za negativno povezavo med spremenljivkami. Če med spremenljivkami ni ugotovljena nobena povezava, je njihova vrednost korelacijskega koeficienta enaka nič.

Iz korelacijske matrike, ki jo prikazuje slika 5 lahko razberemo, da spremenljivka *PlačaniZnesek* nima skoraj nobene povezave z ostalimi spremenljivkami. Zato je mogoče domnevati, da ostali parametri posojila na velikost posojila nimajo vpliva. Šibka pozitivna korelacija je med spremenljivkama *DobavaAPY* in *IzposojaAPY*, kjer vrednost koeficienta znaša 0,18. Vrednost je smiselna, saj žetoni, ki si jih posojilojemalec izposodi pri višji obrestni meri, posojilodajalcu omogočajo donos pri višji obrestni meri.

Zaradi odvisnosti spremenljivk *CelotnaIzposoja* in *TržnaLikvidnost* od določenega žetona, obstaja med njima močna pozitivna korelacija, z vrednostjo korelacijskega koeficienta 0,70. Ugotovljena je bila tudi negativna korelacija med obema spremenljivkama letnih odstotnih donosov in likvidnostjo trga. V primeru velikega posojilnega sklada žetonov oz. velike likvidnosti na trgu so namreč Compound obrestne mere nizke. Nasprotno se v primeru nizke likvidnosti na trgu povečata tako *DobavaAPY*, kot tudi *IzposojaAPY*.

Med spremenljivkama *CelotnaIzposoja* in *DobavaAPY* je prav tako mogoče opaziti pozitivno korelacijo, z vrednostjo korelacijskega koeficienta 0,32. Večji kot je celotni znesek izposoje v določenem žetonu, več žetonov lahko posojilodajalci dobavijo na trg za določeni letni odstotni donos. Faktor zavarovanja določa znesek, ki si ga posojiljemalec lahko izposodi. Zato je pozitivna korelacija s koeficientom 0,3 med spremenljivkama *CelotnaIzposoja* in *FaktorZavarovanja* smiselna. Višji kot je faktor zavarovanja, več si lahko posamezni posojiljemalec izposodi in posledično je višja tudi celotna izposoja. Spremenljivka *FaktorZavarovanja* je pozitivno korelirana tudi s spremenljivko *TržnaLikvidnost*, saj koeficient korelacije znaša 0,4. Ob višji tržni likvidnosti oz. ob velikem posojilnem skladu žetonov si posojiljemalci z višjim faktorjem zavarovanja lahko izposodijo več.

Slika 5: Korelacijska matrika Compound spremenljivk



Vir: lastno delo.

## 6.5 Bondora

Podpoglavje vsebuje informacije o iskanju podatkov, uporabljenih spremenljivkah ter ocenjenih učinkih spremenljivk na verjetnost neplačila posojila za nabor podatkov o množičnih posojilih na spletni posojilnici Bondora.

### 6.5.1 Iskanje podatkov

Vir podatkov za P2P posojila na spletni posojilnici Bondora je njihova javno dostopna baza izdanih posojil. Od tam sem 5. 5. 2023 za namene magistrskega dela pridobila podatke. Nabor podatkov o posojilih predstavlja podatke o posameznih posojilih v obdobju med 1. 1. 2021 in 30. 11. 2022. Vsebuje zapis 108.512 posojil, pri čemer je za vsako posojilo na voljo 112 različnih spremenljivk. Ker se analiza razvija okoli napovedovanja verjetnosti neplačila posojil, je potrebno uporabiti podatke, ki so na voljo pred izdajo posojila. S tem namenom sem uporabila zgolj podatke, ki so posojilodajalcem na voljo pred izdajo posojila. Nabor podatkov sem filtrirala na podlagi posojil, ki še niso zapadla, tako da sem odstranila vsa posojila s statusom "Current". Za ta posojila podatki o neplačilu namreč niso na voljo. Po filtriranju nabor podatkov tako vsebuje 54.692 posameznih posojil, ki so bila (ne)plačana. Skupno število plačanih posojil je bilo 30.858, kar pomeni, da je bilo 43,58 % posojil neplačanih.

### 6.5.2 Opredelitev in značilnosti spremenljivk

V ekonometričnem modelu so uporabljene tako kvantitativne spremenljivke, kot tudi kvalitativne spremenljivke. Spremenljivke, ki so povezane s posojilom, so podobne spremenljivkam v Compound modelu. Obe vrsti spremenljivk sta prikazani v tabelah 5 in 6. Na posojilni platformi Bondora so poleg podatkov o posojilih na voljo tudi podatki o posojilojemalcih. Zaradi tega je v primerjavi z analizo posojil na posojilni platformi Compound morda verjetnost neplačila posojil mogoče natančneje napovedati. Za napovedovanje verjetnosti neplačila posojil sem v tem primeru sestavila dva logit modela, uporabljena metodologija pa je enaka kot pri analizi Compound posojil. Celoten povzetek značilnosti kvantitativnih spremenljivk je prikazan v tabeli 5, v nadaljevanju pa so spremenljivke podrobneje predstavljene.

*(Ne)plačilo* – binarna spremenljivka, ki zavzema vrednosti 0 ali 1 ter predstavlja odvisno spremenljivko. V primeru, da je izposojeni znesek posojila plačan, je vrednost spremenljivke 1. V primeru, da posojilo ni plačano, je vrednost spremenljivke 0. Od 54.692 posojil je bilo 30.858 posojil plačanih, kar predstavlja približno 56,42 % vseh posojil, neplačanih posojil pa je 43,58 %. Ker je odstotek neplačanih posojil velik, bi to morda lahko vplivalo na napovedno učinkovitost modela.

*Znesek* – znesek posojila v EUR, ki ga je spletna platforma odobrila. Predstavlja vrednost glavnice, ki jo mora posojilojemalec plačati skupaj z obrestmi.

*Obresti* – maksimalna obrestna mera, ki jo je posojilojemalec sprejel.

*Trajanje* – trenutni čas trajanja posojila v mesecih.

*MesečniObrok* – ocenjen znesek, ki ga mora posojilojemalec z namenom odplačila posojila plačati vsaki mesec.

*Dohodek* – skupni mesečni dohodek posojilojemalca. Vključuje dohodek iz preživnine za otroka, dohodek iz družinskega dodatka, dohodek iz nadomestila za dopust, dohodek iz pokojnine, dohodek od glavnega delodajalca, dohodek iz socialnega varstva ter druge dohodke posojilojemalca.

*Obveznosti* – število skupnih obstoječih obveznosti posojilojemalca.

*VerjetnostNeplačila* – odstotek verjetnosti neplačila posojila v obdobju enega leta, ki je izračunan na podlagi Bondorinega modela za kreditno ocenjevanje posojilojemalcev.

*PredhodnaPosojila\_št* – število predhodnih posojil, ki jih je posojilojemalec imel, preden mu je odobreno posojilo na spletni posojilnici Bondora.

*PredhodnaPosojila* – skupni znesek predhodnih posojil, ki jih je posojilojemalec imel, preden mu je odobreno posojilo na spletni posojilnici Bondora.

*PredhodnaOdplačila* – znesek posojil, ki jih je posojilojemalec odplačal, preden mu je odobreno posojilo na spletni posojilnici Bondora.

*PredhodnaHitraOdplačila* – znesek predčasnih odplačil posojil posojilojemalca, preden mu je odobreno posojilo na spletni posojilnici Bondora.

*Tabela 5: Kvantitativne spremenljivke Bondora modela*

<b>Spremenljivka</b>	<b>Min</b>	<b>Q1</b>	<b>Mediana</b>	<b>Povprečje</b>	<b>Q3</b>	<b>Max</b>	<b>St. odklon</b>
<i>Znesek (EUR)</i>	103	637	2.126	2.593	4.150	15.948	2.100
<i>Obresti (%)</i>	7,43	18,85	21,01	23,09	23,04	47,38	8,10
<i>Trajanje (meseči)</i>	3	48	60	51	60	120	21
<i>MesečniObrok (EUR)</i>	1,22	36,33	84,60	91,47	108,27	1.428	81,90
<i>Dohodek (EUR)</i>	0,00	1.100	1.650	2.392	2.500	850.95	14.609
<i>Obveznosti (EUR)</i>	0,00	17,36	199,20	322,11	430	229.000	1.843
<i>VerjetnostNeplačila (%)</i>	0,03	0,09	0,11	0,13	0,13	0,86	0,08
<i>PredhodnaPosojila_št</i>	0,00	0,00	1,00	1,53	2,00	74,00	2,80
<i>PredhodnaPosojila (EUR)</i>	0,00	0,00	531	3.338	4.357	119.983	5.527
<i>PredhodnaOdplačila (EUR)</i>	1,69	233,44	557,35	1.256,34	1.444,19	22.580	1.412
<i>PredhodnaHitraOdplačila (EUR)</i>	103	700	2.075	3.537	4.150	31.122	708

*Vir: lastno delo.*

Za vsako izmed kvantitativnih spremenljivk so v tabeli 5 prikazane osnovne statistične mere, kot so prvi kvartil (Q1), najmanjša vrednost (min), srednja vrednost (mediana), povprečna vrednost, največja vrednost (max), tretji kvartil (Q3) ter standardni odklon. Celoten povzetek značilnosti kvalitativnih spremenljivk je prikazan v tabeli 6, v nadaljevanju pa so kvalitativne spremenljivke podrobneje predstavljene.

*Država* – prebivališče posojilojemalca (Španija, Estonija, Finska).

*Jezik* – jezik posojilojemalca (estonsko, angleško, rusko, finsko, špansko).

*Izobrazba* – stopnja izobrazbe posojilojemalca (osnovnošolska izobrazba, osnovna izobrazba, poklicna izobrazba, srednješolska izobrazba, visokošolska izobrazba).

*Dom* – vrsta lastništva prebivališča posojilojemalca (lastnik, živi s starši, najemnik v predhodno opremljenem stanovanju, najemnik v predhodno neopremljenem stanovanju, občinska hiša, hipoteka).

*KreditnaOcena* – kreditna ocena posojilojemalca, ki je določena na podlagi Bondorinega kreditnega modela (AA, A, B, C, D, E, F).

*NovPosojilojemalec* – ali je posojilojemalec imel predhodno posojilno zgodovino na spletni posojilnici Bondora (1 - stranka ima vsaj trimesečno posojilno zgodovino na spletni posojilnici Bondora, 0 - brez predhodne posojilne zgodovine na spletni posojilnici Bondora).

Za vsako izmed kvalitativnih spremenljivk je v tabeli 6 prikazano število različnih možnih vrednosti. Prikazana sta tudi podatek, ki se največkrat pojavi (modus) ter pogostost najpogosteje ponovljenega podatka.

*Tabela 6: Spremenljivke Bondora modela (povezane s posojilojemalcem)*

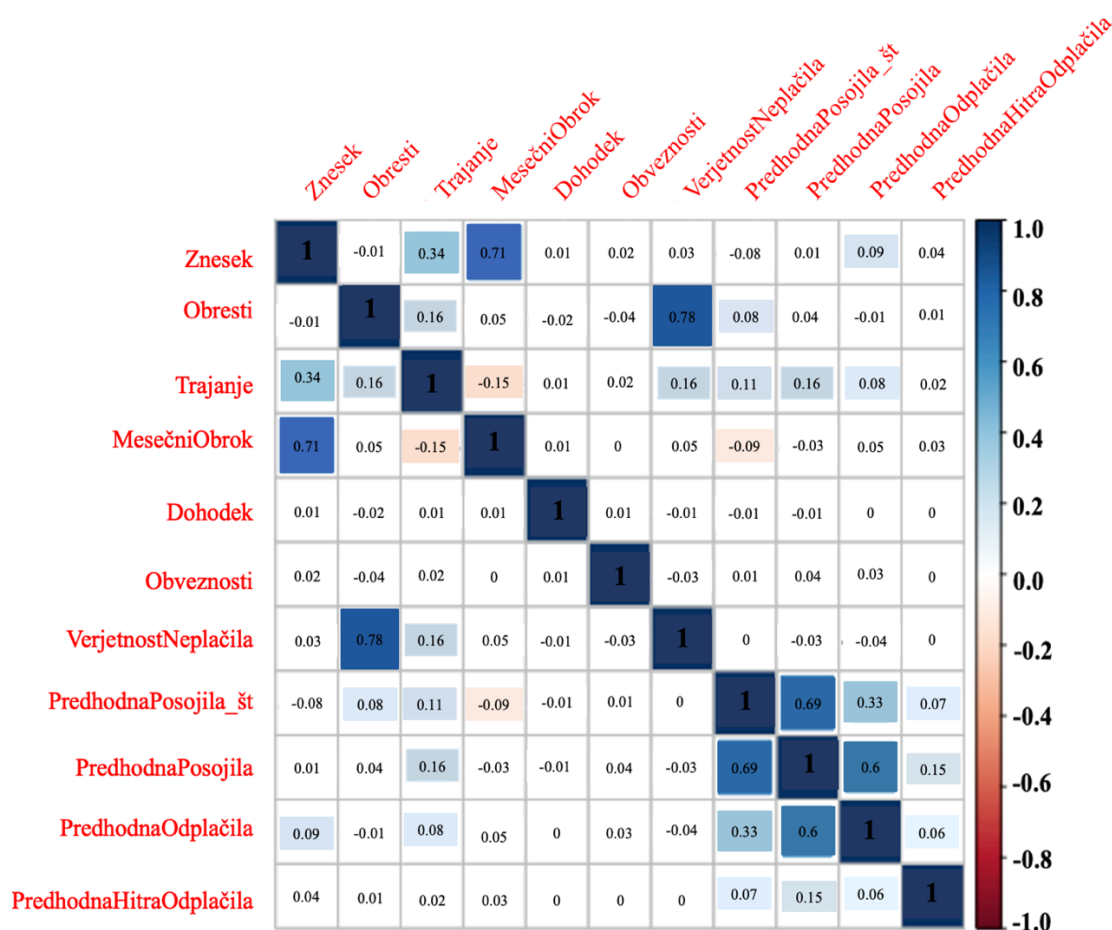
<b>Spremenljivka</b>	<b>Št. različnih vrednosti</b>	<b>Modus</b>	<b>Pogostost</b>
<i>Država</i>	3	Finska	27.411
<i>Jezik</i>	5	Finski	27.179
<i>Izobrazba</i>	5	Poklicna izobrazba	19.536
<i>Dom</i>	6	Lastnik	21.446
<i>KreditnaOcena</i>	7	C	23.063
<i>NovPosojilojemalec</i>	2	1	31.146

*Vir: lastno delo.*

### 6.5.3 Ocenjeni učinki kvantitativnih spremenljivk

Glede na običajno posojilno prakso, se bolj tveganim posojilojemalcem dodelijo višje obrestne mere (Pozzolo, 2002), zato pričakujem pozitivno korelacijo med spremenljivkama *VerjetnostNeplačila* in *Obresti*. Spremenljivka *PredhodnaOdplačila* zagotavlja informacije o znesku predhodno že plačanih posojil posojilojemalca, kar naj bi imelo negativen vpliv na verjetnost neplačila. Pozitivno korelacijo pričakujem tudi med spremenljivkama *MesečniObrok* in *Znesek*, medtem ko je korelacija med spremenljivkama *Znesek* in *VerjetnostNeplačila* v dosedanji literaturi dvoumna. Korelacije med kvantitativnimi spremenljivkami, ki so povezane s posojili, so določene enako kot pri modelu Compound. S korelacijsko matriko, ki jo prikazuje slika 6, sem želela preveriti povezanost med kvantitativnimi spremenljivkami Bondora modela.

Slika 6: Korelacijska matrika Bondora spremenljivk



Vir: lastno delo.

Iz korelacijske matrike spremenljivk lahko razberemo močno pozitivno povezanost med spremenljivkama *Obresti* in *VerjetnostNeplačila*, kjer je vrednost korelacijskega koeficienta 0,78. Vsebinsko to pomeni, da je višina obresti, ki so ob sklenitvi posojila dodeljene posojilojemalcu, povezana z večjo verjetnostjo neplačila posojila. Na podlagi tega lahko



sklepamo, da so posojilojemalcem, ki jim spletna posojilnica Bondora dodeli višjo verjetnost neplačila, dodeljene tudi višje obrestne mere za posojilo. Močna pozitivna povezava s koeficientom korelacije 0,71 je zaznana tudi med spremenljivkama *MesečniObrok* in *Znesek*. To pojasnjuje dejstvo, da se verjetno višji zneski posojil plačujejo v večjih obrokih. Šibkejšo pozitivno povezavo je mogoče opaziti med spremenljivkama *Znesek* in *Trajanje*, kjer koeficient korelacije znaša 0,34. Ker se višji zneski posojil običajno odplačujejo dlje časa, je tudi ta povezanost utemeljena. Yusgiantoro (2018) ugotavlja, da so obrestne mere za posojila običajno višje, če je trajanje posojila daljše. V tem primeru ugotavljam zelo šibko pozitivno povezanost med spremenljivkama *Obresti* in *Tranjanje* s koeficientom korelacije 0,16. Enaka korelacija velja tudi za spremenljivki *Trajanje* in *VerjetnostNeplačila*. Posojila z daljšim trajanjem torej nekoliko vplivajo na višjo verjetnost neplačila posojila.

#### 6.5.4 Ocenjeni učinki kvalitativnih spremenljivk

Pričakujem, da ima kreditna ocena, ki jo je posojilnica Bondora dodelila posojilojemalcu učinek na tveganje neplačila. Serrano in drugi (2015) namreč ugotavljajo, da je tveganje neplačila večje pri nižji kreditni oceni. Povezavo pričakujem tudi med statusom lastništva stanovanja ter verjetnostjo neplačila posojila. Obrestna mera naj bi bila nižja, če je posojilojemalec lastnik stanovanja. Nižje obrestne mere pa so dodeljene posojilojemalcem, za katere se predvideva nižja verjetnost neplačila.

## 7 MODEL IN REZULTATI

### 7.1 Compound

Za analizo binarne spremenljivke sem izbrala logit model, ki za vhodne podatke potrebuje eno odvisno spremenljivko ter eno ali več neodvisnih spremenljivk. Za odvisno spremenljivko je uporabljen podatek o ne(plačilu) posojila, torej ali je bilo posojilo plačano ali je bilo likvidirano. Posojilojemalci, ki jim je bilo pripisano plačilo, imajo vrednost odvisne spremenljivke enako 1. Posojilojemalci, ki jim je bila pripisana likvidacija, pa imajo vrednost odvisne spremenljivke enako 0. Za neodvisne spremenljivke so uporabljene ostale spremenljivke povezane s posojilom, ki so predstavljene v prejšnjem podpoglavju. Kvalitativna spremenljivka *Žeton* je v model vključena s pomočjo uporabe navideznih spremenljivk.

$$\begin{aligned}
 Ne(plačilo) = & \beta_0 + \beta_1 \text{PlačaniZnesek} + \beta_2 \text{DobavaAPY} + \beta_3 \text{IzposojaAPY} + \\
 & \beta_4 \text{FaktorZavarovanja} + \beta_5 \text{Tržna likvidnost} + \\
 & \beta_6 \text{Celotna izposoja} + \beta_7 \check{Z}eton_1 + \dots + \beta_{19} \check{Z}eton_{13} \quad (20)
 \end{aligned}$$

Enačba (20) predstavlja Compound model z vsemi ustreznimi spremenljivkami. Od prvotnih 23 spremenljivk, je v modelu uporabljenih 6 spremenljivk ter 13 navideznih spremenljivk. V tabeli 7 so prikazani ocenjeni koeficienti spremenljivk, ki so statistično značilni. Tabela

vseh vključenih spremenljivk z ocenjenimi koeficienti pa je na voljo v prilogi 4. Teoretično je stopnja značilnosti (označena kot  $\alpha$ ) 0,05 primerna, zato je ta raven izbrana tudi v tem delu. Stopnja značilnosti 0,05 predstavlja 5 % tveganje za sklepanje o obstoju povezave med spremenljivkama v primeru, da povezave dejansko ni. Če je torej statistična značilnost manjša ali enaka 0,05 lahko posplošimo, da med dvema spremenljivkama obstajajo razlike ali da sta dve spremenljivki med seboj povezani (Raič, 2019).

Iz tabele 7 lahko razberemo, da so statistično značilne spremenljivke, ki zmanjšujejo verjetnost neplačila spremenljivke *PlačaniZnesek*, *DobavaAPY* in *TržnaLikvidnost*. Najvišjo oceno koeficienta med njimi ima spremenljivka *DobavaAPY* (0,995). To pomeni, da je ob višjem znesku posojila, ob višjem letnem odstotnem donosu ob posoji ter ob višji tržni likvidnosti oz. velikem posojilnem skladu žetonov na trgu verjetnost za neplačilo posojila manjša. Vsebinsko to pomeni, da imajo kriptovalute, ki se na platformi Compound posojajo z višjo letno obrestno mero, manjšo verjetnost neplačila. Enako velja tudi za kriptovalute, po katerih je povpraševanje večje. Višji zneski posojila prav tako predstavljajo manjšo verjetnost za neplačilo posojila. To je lahko posledica tega, da se za višje zneske posojil običajno odločajo bolj zreli in finančno stabilni posojilojemalci.

Tabela 7: Compound model z vsemi spremenljivkami

Spremenljivka	Ocena koeficienta	St. napaka	T statistika	P -vrednost
$\beta_0$ ***	0,919100	0,033690	27,283	< 2E-16
<i>PlačaniZnesek</i> ***	0,000010	0,000000	34,509	< 2E-16
<i>DobavaAPY</i> ***	0,994700	0,072280	13,762	< 2E-16
<i>IzposojaAPY</i> ***	-0,411800	0,008938	-0,461	< 2E-16
<i>TržnaLikvidnost</i> ***	6,44E-11	7,24E-12	8,898	< 2E-16
<i>CelotnaIzposoja</i> ***	-1,25E-11	2,37E-12	-5,277	1,32E-07
<i>Žeton_DAI</i> **	-0,102300	0,032920	-3,109	0,001877
<i>Žeton_Ether.</i>	0,060090	0,032180	1,867	0,061887
<i>Žeton_TrueUSD</i> **	-0,097410	0,035860	-2,716	0,006609
<i>Žeton_USDCoin</i> ***	-0,109500	0,033150	-3,304	0,000955
<i>Žeton_WrappedBTC.</i>	0,053960	0,032450	1,663	0,096303
<i>Žeton_USDT</i> ***	-0,125600	0,033410	-3,759	0,000171

Vir: lastno delo.

Odvisna spremenljivka: (Ne)plačilo (0 – likvidacija posojila, 1 – plačilo posojila)

Stopnje značilnosti: 0 "\*\*\*\*" 0.001 "\*\*\*" 0.01 "\*" 0.05 "." 0.1 " "

Kot je značilno za tradicionalna posojila, se višje tveganje likvidacije (neplačila) kompenzira z višjim letnim odstotnim donosom (obrestno mero) pri izposoji. Ugotavljam, da to velja tudi v našem modelu, saj ocena koeficienta spremenljivke *IzposojaAPY* znaša -0,4118. Ob

višjem letnem odstotnem donosu pri izposoji oz. ob višji obrestni meri je tako tudi verjetnost neplačila posojila višja. Vrednost ocene koeficienta spremenljivke *CelotnaIzposoja* nam pove, da je ob višji vrednosti celotne izposoje na platformi Compound tudi verjetnost neplačila posojila večja, kar je smiselni rezultat. Zanimiv je podatek, da ima spremenljivka *DobavaAPY* pozitiven vpliv na verjetnost neplačila, medtem ko je vpliv spremenljivke *IzposojaAPY* na verjetnost neplačila negativen. Letni odstotni donos (*DobavaAPY*), ki ga posojilodajalci prejmejo za zagotavljanje žetonov v posojilni sklad, se namreč izračuna na podlagi obrestne mere (*IzposojaAPY*), ki jo posojilojemalci za te žetone plačajo. Omenjeni spremenljivki sta nekoliko pozitivno korelirani, kar pomeni, da žetoni, ki si jih posojilojemalec izposodi pri višji obrestni meri, posojilodajalcu omogočajo višji letni odstotni donos. Na podlagi tega bi pričakovali, da bi imela tudi spremenljivka *DobavaAPY* negativen vpliv na verjetnost neplačila. Ker pa je vrednost korelacijskega koeficienta šibka, korelacija med spremenljivkama verjetno nima tolikšnega vpliva.

Z modelom je bilo ocenjeno, da so žetoni TrueUSD (-0,097), USDCoin (-0,109), DAI (-0,102) in USDT (-0,126) bolj izpostavljeni neplačilu posojila. Posojila v teh žetonih imajo torej večjo verjetnost neplačila. Nasprotno je bilo ocenjeno, da imajo posojila v žetonih Ether (0,060) in WrappedBTC (0,054) manjšo verjetnost neplačila posojila. Učinki žetonov na napoved verjetnosti neplačila posojila so zanimivi. Kljub temu da so stabilni žetoni manj volatilni in jih spremembe na trgih kriptovalut manj ogrožajo, imajo posojila v stabilnih žetonih večjo verjetnost neplačila. Na splošno se zdi, da imajo posojilojemalci večjo motivacijo za plačilo posojila, če poslujejo z žetoni, ki so povezani s kriptovalutami (ETH, WBTC).

## 7.2 Bondora

Logit model je sestavljen na enak način, kot pri analizi posojil iz spletne platforme Compound. Za odvisno spremenljivko je uporabljen podatek o (ne)plačilu posojila, torej ali je bilo posojilo plačano ali ne. Posojilojemalci, ki jim je bilo pripisano plačilo, imajo vrednost odvisne spremenljivke enako 1. Tistim, ki je bilo pripisano neplačilo, pa imajo vrednost odvisne spremenljivke enako 0. Za neodvisne spremenljivke so v prvem logit modelu uporabljene spremenljivke, ki so povezane tako s posojilom, kot tudi s posojilojemalcem. Za neodvisne spremenljivke v drugem logit modelu pa so za boljše primerljivost rezultatov s Compound modelom uporabljene spremenljivke, ki so povezane zgolj s posojilom.

Enačba (21) prikazuje prvi Bondora model, ki uporablja vse razpoložljive in ustrezne spremenljivke. V prvem modelu je uporabljenih 11 spremenljivk ter 27 navideznih spremenljivk, ki so povezane s posojilom in posojilojemalcem. Pri tem so kvalitativne spremenljivke v model vključene s pomočjo vzpostavitve navideznih spremenljivk. Tabela 8 prikazuje ocenjene koeficiente spremenljivk, ki so statistično značilne. Tabela vseh vključenih spremenljivk z ocenjenimi koeficienti je na voljo v prilogi 5. Velikost vzorca je

zadostna, da se spremenljivke štejejo za statistično značilne, izbrana stopnja značilnosti (p-vrednost) pa je manjša ali enaka 0,05.

$$\begin{aligned}
 Ne(plačilo) = & \beta_0 + \beta_1 Obresti + \beta_2 Znesek + \beta_3 Trajanje + \beta_4 MesečniObrok + \\
 & \beta_5 Dohodek + \beta_6 Obveznosti + \beta_7 VerjetnostNeplačila + \\
 & \beta_8 PredhodnaPosojila_{st} + \beta_9 PredhodnaPosojila + \\
 & \beta_{10} PredhodnaOdplačila + \beta_{11} PredhodnaHitraOdplačila + \\
 & \beta_{12} Država_1 + \dots + \beta_{14} Država_3 + \beta_{15} Jezik_1 + \dots + \beta_{19} Jezik_5 + \\
 & \beta_{20} Izobrazba_1 + \dots + \beta_{24} Izobrazba_5 + \beta_{25} Dom_1 + \dots + \beta_{30} Dom_6 + \\
 & \beta_{31} KreditnaOcena_1 + \dots + \beta_{37} KreditnaOcena_7 + \\
 & \beta_{38} NovPosojilojemalec_{NE}
 \end{aligned} \tag{21}$$

Kot je razvidno iz tabele 8, so statistično značilne spremenljivke, ki zmanjšujejo verjetnost neplačila vse spremenljivke povezane z izobrazbo. Najvišjo oceno koeficienta ima spremenljivka *Izobrazba\_Osnovna* (0,774), sledi ji spremenljivka *Izobrazba\_Poklicna* (0,086). Status osnovne izobrazbe so izbrali zgolj štirje posojilojemalci, zato je tudi vrednost T-statistike nižja kot v primeru poklicne izobrazbe. Višja kot je vrednost T-statistike, večje je zaupanje v koeficient kot napovedovalec. To pomeni, da je ocena koeficienta spremenljivke *Izobrazba\_Poklicna* boljši pokazatelj vpliva na odvisno spremenljivko. Iz rezultatov lahko sklepamo, da bo ob višji izobrazbi posojilojemalca verjetnost neplačila posojila nižja.

Ob primerjavi koeficientov spremenljivk, ki so povezane s statusom lastništva stanovanja, opazim, da spremenljivki *Dom\_Lastnik* in *Dom\_NajemNeopremljeno* zmanjšujeta verjetnost neplačila. Ostale spremenljivke, ki so povezane s statusom lastništva stanovanja, verjetnost neplačila posojila povečujejo. To je v skladu z ugotovitvijo iz literature, saj Santoso in drugi (2019) ugotavljajo, da je obrestna mera običajno nižja, če je posojilojemalec lastnik stanovanja. Posojilojemalci, ki so lastniki nepremičnine ali živijo v najemniškem stanovanju, ki so ga morali opremiti sami, so verjetno bolj finančno zmogljivi oz. stabilni kot posojilojemalci, ki živijo pri starših, v opremljenem najemniškem stanovanju, v občinski hiši ali imajo hipoteko. Zato se zdi smiselno, da bivanje posojilojemalca v lastnem domu oz. v najemniškem, lastno opremljenem stanovanju, vpliva na zmanjšanje verjetnosti neplačila posojila.

Ocena koeficienta spremenljivke *NovPosojilojemalec\_NE* (0,048) nam pove, da se verjetnost neplačila posojila zmanjša, če ima posojilojemalec vsaj trimesečno posojilno zgodovino na spletni platformi Bondora. Statistično značilni spremenljivki, ki nekoliko zmanjšujeta verjetnost neplačila posojila sta tudi spremenljivki *PredhodnaOdplačila* in *PredhodnaHitraOdplačila*. Ocena koeficientov je smiselna, saj bo verjetno posojilojemalec, ki je v preteklosti odplačal že več posojil, s takšno politiko odplačevanja posojil nadaljeval tudi v prihodnje. To pa pomeni nižjo verjetnost za neplačilo trenutnega posojila.

Najpomembnejša statistično značilna spremenljivka, ki povečuje verjetnost neplačila posojila je spremenljivka *VerjetnostNeplačila* (-0,213). Izračunana je na podlagi Bondorinega modela za kreditno ocenjevanje posojilojemalcev, ki uporablja podatke o njihovi kreditni oceni. Iz tega lahko povzamem, da bo ob višji ocenjeni vrednosti verjetnosti neplačila posojilojemalca s strani spletne platforme Bondora večja tudi dejanska verjetnost neplačila. Nasprotno nižja kreditna ocena posojilojemalca pomeni večjo verjetnost neplačila posojila.

Tabela 8: Bondora model z vsemi spremenljivkami

Spremenljivka	Ocena koeficienta	St. napaka	T statistika	P -vrednost
<i>Država_Estonija.</i>	0,498200	0,265700	1,875	0,060785
<i>Država_Finska*</i>	0,531700	0,266300	1,997	0,045877
<i>Izobrazba_Osnovnošolska**</i>	0,041780	0,012770	3,272	0,001069
<i>Izobrazba_Osnovna***</i>	0,774000	0,229400	0,375	0,000740
<i>Izobrazba_Poklicna***</i>	0,085910	0,011990	7,163	0,000000
<i>Izobrazba_Srednješolska***</i>	0,085670	0,012510	6,847	0,000000
<i>Dom_Lastnik***</i>	0,028920	0,007154	4,042	0,000050
<i>Dom_PriStarših.</i>	-0,014570	0,008748	-1,666	0,095786
<i>Dom_NajemOpremljeno***</i>	-0,031690	0,007287	-4,349	0,000010
<i>Dom_NajemNeopremljeno**</i>	0,745700	0,229300	3,252	0,001145
<i>Dom_ObčinskaHiša***</i>	-0,088800	0,024650	-3,602	0,000316
<i>Dom_Hipoteka***</i>	-0,095210	0,010670	-8,921	< 2E-16
<i>NovPosojilojemalec_NE***</i>	0,048420	0,005364	9,027	< 2E-16
<i>Obresti**</i>	-0,001952	0,000611	-3,192	0,001414
<i>Znesek***</i>	-0,000037	0,000002	-21,103	< 2E-16
<i>Trajanje***</i>	-0,004626	0,000130	-35,634	< 2E-16
<i>MesečniObrok***</i>	0,000334	0,000043	7,849	0,000000
<i>Dohodek*</i>	0,000000	0,000000	-2,326	0,020012
<i>VerjetnostNeplačila***</i>	-0,213100	0,045210	-4,713	0,000002
<i>PredhodnaPosojila***</i>	-0,000004	0,000001	-6,376	0,000000
<i>PredhodnaOdplačila***</i>	0,000027	0,000002	15,081	< 2E-16
<i>PredhodnaHitraOdplačila***</i>	0,000024	0,000003	8,719	< 2E-16

Vir: lastno delo.

Odkvisna spremenljivka: (Ne)plačilo (0 – neplačilo posojila, 1 – plačilo posojila)

Stopnje značilnosti: 0 "\*\*\*\*" 0.001 "\*\*\*\*" 0.01 "\*\*\*\*" 0.05 "\*\*\*\*" 0.1 "\*\*\*\*"

Spremenljivka *PredhodnaPosojila* nekoliko povečuje verjetnost za neplačilo posojila. Nekatere spremenljivke, ki so povezane s statusom lastništva stanovanja, pa v večji meri

povečujejo verjetnost neplačila posojila. Med njimi imata najvišjo ocenjeno vrednost koeficienta spremenljivki *Dom\_ObčinskaHiša* (-0,089) in *Dom\_Hipoteka* (-0,095). Tudi spremenljivke *Obresti*, *Znesek* in *Trajanje* so statistično značilne ter povečujejo verjetnost neplačila posojila.

V nadaljevanju je z enačbo (22) predstavljen drugi Bondora model, ki vsebuje zgolj spremenljivke povezane s posojilom. Na ta način sem poskusila ponazoriti pomen informacij o posojilojemalcu ter doseči natančnejšo primerjavo z decentraliziranimi posojili, kjer so posojilojemalci anonimni.

$$(Ne)plačilo = \beta_0 + \beta_1 Znesek + \beta_2 Obresti + \beta_3 Trajanje + \beta_4 MesečniObrok \quad (22)$$

Tabela 9 prikazuje ocenjene koeficiente spremenljivk, ki so statistično značilne v drugem Bondora modelu. Tabela vseh spremenljivk, ki so povezane zgolj s posojilom je skupaj z ocenjenimi vrednostmi koeficientov spremenljivk na voljo v prilogi 6. Velikost vzorca je zadostna, da se spremenljivke štejejo za statistično značilne, izbrana stopnja značilnosti (p-vrednost) pa je manjša ali enaka 0,05.

Iz tabele 9 je razvidno, da se rezultati drugega Bondora modela v večji meri ne razlikujejo od rezultatov Bondora modela, ki vključuje tudi podatke povezane s posojilojemalci. Učinki spremenljivk *Znesek*, *Obresti*, *Trajanje* in *MesečniObrok* so namreč zelo podobni učinkom spremenljivk v prejšnjemu modelu. Ocenjena vrednost koeficienta spremenljivke *Trajanje* (-0,005) povečuje verjetnost neplačila posojila. To je v skladu z ugotovitvami iz literature, saj Yusgiantoro (2018) ugotavlja, da so obrestne mere za posojila običajno višje, če je trajanje posojila daljše. To pomeni, da so dolgoročna posojila bolj tvegana kot kratkoročna posojila. Tudi ocenjena vrednost spremenljivke *Obresti* (-0,009) je smiselna, saj imajo bolj tvegani posojilojemalci višje obrestne mere ter posledično večjo verjetnost neplačila posojila.

Tabela 9: Bondora model s spremenljivkami, povezanimi s posojilom

Spremenljivka	Ocena koeficienta	St. napaka	T statistika	P -vrednost
$\beta_0$ ***	1,068000	0,007877	135,620	< 2E-16
<i>Znesek</i> ***	-0,000033	0,000002	-18,600	< 2E-16
<i>Obresti</i> ***	-0,009171	0,000258	-35,595	< 2E-16
<i>Trajanje</i> ***	-0,004738	0,000128	-36,958	< 2E-16
<i>MesečniObrok</i> ***	0,000370	0,000043	8,541	< 2E-16

Vir: lastno delo.

Odvisna spremenljivka: (Ne)plačilo (0 – neplačilo posojila, 1 – plačilo posojila)

Stopnje značilnosti: 0 "\*\*\*\*" 0.001 "\*\*\*" 0.01 "\*" 0.05 "." 0.1 " "

### 7.3 Učinki parametrov posojil na verjetnost neplačila posojil

Magistrsko delo potrjuje ugotovitve Polene in Regnerja (2018), da so značilnosti posojila oz. posojilojemalca uporabno orodje za napovedovanje verjetnosti neplačila posojil. Prinaša nove ugotovitve za področje analize posojil DeFi ter dodatno meri vpliv informacij o posojilojemalcih na uspešno napovedovanje rezultatov posojil. Delo razkriva, da se lahko analiza verjetnosti neplačila posojil zagotovi tudi v primeru decentraliziranih posojil, ki so v mojem primeru odobrena preko platforme Compound. Zgolj na podlagi parametrov posojil je bilo namreč mogoče sestaviti model, ki napoveduje verjetnost neplačila posojil s podobno uspešnostjo kot pri P2P posojilih, odobrenih preko platforme Bondora, kjer so vključeni tudi osebni in kreditni podatki o posojilojemalcu.

V vseh treh modelih je bilo ugotovljeno, da obrestna mera negativno vpliva na verjetnost neplačila posojila. To potrjujejo tudi predhodne raziskave Serrana in drugih (2015), kjer so prav tako ugotovili negativno razmerje med obrestno mero in verjetnostjo neplačila posojila. Njihove ugotovitve temeljijo izključno na politiki platform za P2P posojila, ki strankam z visokim tveganje dodeljujejo višje obrestne mere. Rezultati so skladni tudi z raziskavo avtorjev Qin in drugih (2021c), ki so preučili učinke parametrov posojil na verjetnost neplačila v sistemu DeFi. Njihova ključna ugotovitev je, da imajo posojila z višjimi obrestnimi merami večjo verjetnost neplačila posojila. V Compound modelu ter v Bondora modelu s spremenljivkami, ki so povezane s posojilom, je vpliv na verjetnost neplačila posojila podoben. Vpliv letnega odstotnega donosa pri izposoji (*IzposojaAPY*) oz. obrestne mere posojila na verjetnost neplačila posojil v Compound modelu je namreč enak vplivu obrestne mere na verjetnost neplačila posojil v Bondora modelu. V obeh primerih lahko trdimo, da višja vrednost letnega odstotnega donosa pri izposoji oz. višja obrestna mera povečuje verjetnost neplačila posojil. Enak vpliv obrestne mere na verjetnost neplačila posojil velja tudi za Bondorin model z vsemi vključenimi spremenljivkami.

Obstoječa literatura opredeljuje velikost posojila kot enega izmed parametrov, za katere obstaja več različnih argumentov vpliva na verjetnost neplačila posojil. Serrano in drugi (2015) ugotavljajo, da obstajajo argumenti, ki pravijo, da tveganje neplačila narašča z manjšanjem velikosti posojila. Prav tako trdijo, da obstajajo argumenti, da se tveganje neplačila poveča, ko je znesek posojila večji. Vpliv zneska posojila na verjetnost neplačila posojila je nejasen tudi v modelih, ki so obravnavani v magistrskem delu. V Bondorinih modelih znesek posojila namreč negativno vpliva na verjetnost neplačila posojila, medtem ko je v Compound modelu ugotovljen pozitiven vpliv. Povečanje zneska posojila v Compound modelu ustvarja večje možnosti za plačilo, kar je verjetno posledica tega, da si bolj kreditno sposobni posojilojemalci izposojajo višje zneske denarja. Enak vpliv zneska posojila na verjetnost neplačila posojila je v svoji raziskavi posojil v DeFi ugotovil tudi Knižek (2022). Rezultati so namreč pokazali, da je tveganje neplačila manjše pri posojilih z višjim zneskom posojila.

Napoved in analiza Bondora modela, v katerega so vključene vse spremenljivke, je dosegla podobne rezultate kot v obstoječih raziskavah. Polena in Regner (2018) sta odkrila, da lastništvo stanovanja zmanjšuje verjetnost neplačila posojil. Serrano in drugi (2015) pa so ugotovili, da nižja kreditna ocena posojilojemalca povečuje verjetnost neplačila posojil. V obeh Bondora modelih je bilo ugotovljeno, da spremenljivka *Trajanje* povečuje verjetnost neplačila posojila. Rezultat potrjuje tudi raziskava avtorjev Noreikaite in Ambrazaite (2017), ki sta ugotovila, da je pri posojilih daljših od 6 tednov verjetnost neplačila večja od 50 %.

Status lastništva stanovanja na verjetnost neplačila posojila v Bondora modelu zmanjšuje verjetnost neplačila, če je posojilojemalec lastnik doma ali ima v najemu stanovanje, ki ga je opremil sam. Ta dva statusa lastništva stanovanja torej predstavljata večjo verjetnost za plačilo posojila. Ker spremenljivka kreditna ocena ni statistično značilna, njenega neposrednega vpliva ni bilo mogoče oceniti, zato je najpomembnejša statistično značilna spremenljivka, ki povečuje verjetnost neplačila posojila, spremenljivka *VerjetnostNeplačila*. Posojilna platforma Bondora jo izračuna na podlagi kreditne ocene posojilojemalca. Ker imajo posojilojemalci z višjo kreditno oceno običajno nižjo verjetnost neplačila posojila, se lahko sklepa, da obstaja posredna povezava tudi med dodeljeno kreditno oceno in verjetnostjo neplačila posojila.

Hautakangas (2020) je v svoji raziskavi ugotovila, da so pomembni parametri tveganja neplačila na posojilni platformi Bondora tudi demografski podatki o posojilojemalcu. To je v skladu z rezultati raziskave magistrskega dela, saj je bila ugotovljena pozitivna korelacija med stopnjo izobrazbe ter verjetnostjo neplačila posojila. Poleg tega tudi predhodna kreditna zgodovina na platformi Bondora ter podatki o predhodnih odplačilih pozitivno vplivajo na verjetnost neplačila posojila, kar podpirajo rezultati raziskave Polene in Regnerja (2018), opravljeni na področju P2P posojil.

## **8 PRIMERJAVA MODELOV**

### **8.1 Matrike zamenjav**

Podpoglavje predstavlja analizo učinkovitost modelov, ki sem jo preverila z različnimi tehnikami natančnosti napovedovanja. Za izračun matrike zamenjav je najprej potrebna določitev mejne točke. Pri logistični regresiji se napovedane verjetnosti vsakega opazovanja v naboru podatkov uporabijo za razvrstitev opazovanj v pozitivni ali negativni razred. Mejna točka pri tem predstavlja prag verjetnosti, ki se uporablja za razvrščanje. Privzeto je mejna točka nastavljena na 0,5. To pomeni, da je vsako opazovanje z napovedano verjetnostjo, ki je večja ali enaka kot 0,5 razvrščeno kot pozitivno. Nasprotno je vsako opazovanje z napovedano verjetnostjo, ki je manjša od 0,5 razvrščeno kot negativno. Da bi dosegla visoko točnost in pri tem ne imela prevelike razlike med občutljivostjo in specifičnostjo, sem izbrala vrednost 0,94. Visoka vrednost mejne točke je bila izbrana za doseganje višje specifičnosti (stopnje resnične negativnosti) (SaturnCloud, 2023). Na področju posojanja je namreč



bistveno prepoznati likvidirana oz. neplačana posojila. Tabele v nadaljevanju prikazujejo, kako je model razvrstil posojila iz nabora podatkov. Posamezni odstotek predstavlja delež posojil, glede na celoten nabor podatkov v modelu, ki je bil razvrščen v posamezni razred. V tabelah so prikazani tudi kazalniki matrike zamenjav za posamezni model.

Tabela 10 prikazuje, da je Compound model od vseh posojil (44.723) pravilno razvrstil kar 55,02 % posojil kot neplačana posojila ter 23,97 % posojil kot plačana posojila. Vrednost napačen pozitiven (FP) znaša 3,60 %, kar predstavlja odstotek napačno razvrščenih neplačanih posojil kot plačana posojila. Vrednost napačen negativen (FN) znaša 17,41 %, torej je model napačno razvrstil 17,41 % plačanih posojil kot neplačana posojila.

*Tabela 10: Matrika zamenjav Compound modela*

	Vsa posojila	Napovedana vrednost	
		Neplačano posojilo (0)	Plačano posojilo (1)
Dejanska vrednost	Neplačano posojilo (0)	TN = 55,02 %	FP = 3,60 %
	Plačano posojilo (1)	FN = 17,41 %	TP = 23,97 %

*Vir: lastno delo.*

V tabeli 11 so prikazani vsi kazalniki matrike zamenjav za Compound model, v nadaljevanju pa so kazalniki podrobneje razloženi. Formule, na podlagi katerih so kazalniki izračunani, so zapisane na strani 43. Kazalnik točnosti napovedi modela znaša 78,99 % ter predstavlja vsoto točno napovedanih neplačanih in plačanih posojil. Natančnost modela znaša 86,94 %, kar predstavlja razmerje med dejansko plačanimi posojili, ki so bila napovedana kot plačana in vsemi posojili, ki so bila napovedana kot plačana. Kazalnik specifičnosti modela znaša 93,85 %. Predstavlja razmerje med pravilno napovedanimi neplačanimi posojili ter vsemi posojili, ki so bila dejansko neplačana, ampak jih je model morda napačno razvrstil tudi kot plačana posojila. Zadnji kazalnik matrike zamenjav je občutljivost. Njegova vrednost znaša zgolj 57,92 %, kar vsebinsko predstavlja razmerje med pravilno napovedanimi plačanimi posojili ter vsemi posojili, ki so bila dejansko plačana.

*Tabela 11: Kazalniki matrike zamenjav - Compound model*

Točnost	0,7899
Natančnost	0,8694
Občutljivost	0,5792
Specifičnost	0,9385

*Vir: lastno delo.*

Iz tabele 12 lahko razberemo, da je Bondora model z vsemi spremenljivkami iz celotnega nabora podatkov (54.692) pravilno napovedal 56,58 % neplačanih posojil. 3,78 %

neplačanih posojil pa je bilo napačno napovedanih kot plačana posojila. Vrednost napačen negativen (FN) znaša 22,97 %, kar predstavlja odstotek napačno razvrščenih plačanih posojil kot neplačana posojila. Vrednost pravilen pozitiven (TP) prikazuje, da je model pravilno razvrstil 16,67 % plačanih posojil.

*Tabela 12: Matrika zamenjav Bondora modela z vsemi spremenljivkami*

	Vsa posojila	Napovedna vrednost	
		Neplačano posojilo (0)	Plačano posojilo (1)
Dejanska vrednost	Neplačano posojilo (0)	TN = 56,58 %	FP = 3,78 %
	Plačano posojilo (1)	FN = 22,97 %	TP = 16,67 %

*Vir: lastno delo.*

Iz tabele 13 ugotovimo, da točnost modela z vsemi spremenljivkami znaša 73,25 % ter je nekoliko nižja kot v primeru Compound modela. Vrednost, ki opredeljuje razmerje med pravilno napovedanimi posojili in vsemi posojili, je zadostna. Natančnost modela znaša 81,51 % ter prikazuje kakovost pozitivnih napovedi oz. kolikšen odstotek od vseh napovedanih plačanih posojil jih je dejansko plačanih. Z občutljivostjo modela sem poskusila ugotoviti primernost modela za odkrivanje posojil v pozitivnem razredu (plačanih posojil). S kazalnikom specifičnosti pa sem poskusila ugotoviti uspešnost modela pri napovedovanju posojil v negativnem razredu (neplačanih posojil). Občutljivost Bondora modela nam pove, da je, glede na celotno vrednost vseh dejansko plačanih posojil, 42,05 % plačanih posojil pravilno napovedanih. Vrednost kazalnika specifičnosti daje informacijo o odstotku posojil, pri katerih je model pravilno napovedal neplačilo ter znaša 93,73 %. To je odlična vrednost, saj je model zgolj 6,27 % vseh dejansko neplačanih posojil napovedal kot plačana posojila.

*Tabela 13: Kazalniki matrike zamenjav - Bondora model z vsemi spremenljivkami*

Točnost	0,7325
Natančnost	0,8151
Občutljivost	0,4205
Specifičnost	0,9373

*Vir: lastno delo.*

Zadnja matrika zamenjav (tabela 14) prikazuje matriko zamenjav Bondora modela z vključenimi spremenljivkami, ki so povezane s posojilom. Ugotovimo lahko, da je bilo iz celotnega nabora podatkov (54.692) 3,71 % neplačanih posojil napovedanih kot plačana posojila, pravilno napovedanih pa je bilo kar 54,57 % neplačanih posojil. Vrednost napačen negativen (FN) znaša 27,44 %, kar predstavlja odstotek napačno napovedanih plačanih

posojil kot neplačana posojila. Model je prav tako pravilno napovedal 14,28 % plačanih posojil.

*Tabela 14: Matrika zamenjav Bondora modela (posojilo)*

	Vsa posojila	Napovedna vrednost	
		Neplačano posojilo (0)	Plačano posojilo (1)
Dejanska vrednost	Neplačano posojilo (0)	TN = 54,57 %	FP = 3,71 %
	Plačano posojilo (1)	FN = 27,44 %	TP = 14,28 %

*Vir: lastno delo.*

Kazalniki matrike zamenjav so prikazani v tabeli 15, kjer lahko opazimo, da so vsi kazalniki nekoliko nižji kot v prvih dveh modelih. Vsota točno napovedanih neplačanih in plačanih posojil znaša 68,85 %. Kazalnik natančnosti prikazuje, da je 79,38 % posojil od vseh napovedanih plačanih posojil dejansko tudi plačanih. Iz kazalnika občutljivosti ugotovimo, da je glede na vsa dejansko plačana posojila 34,23 % plačanih posojil pravilno napovedanih. Natančnost uvrstitve v negativni razred pa je veliko višja, saj je model dosegel vrednost kazalnika specifičnosti 93,63 %. Tolikšen odstotek posojil, izmed vseh dejansko neplačanih posojil, je namreč bil pravilno napovedan kot neplačana posojila. Ugotovimo lahko, da so se modeli na splošno nekoliko slabše izkazali pri napovedovanju plačanih posojil, saj imajo vsi nekoliko nižjo vrednost kazalnika občutljivosti. Ker sem z modelom poskušala napovedati verjetnost neplačila posojil na posojilni platformi Compound, je bistvenega pomena kazalnik specifičnosti. Ta prikazuje razmerje med številom pravilnih negativnih napovedi in skupnim številom negativnih napovedi. Z drugimi besedami, kazalnik specifičnosti prikazuje uspešnost modela pri napovedovanju neplačanih posojil. V vseh treh modelih so bila neplačana posojila uspešno napovedana, saj se vrednost kazalnika specifičnosti giblje med 93 % in 94 %.

*Tabela 15: Kazalniki matrike zamenjav - Bondora model (posojilo)*

Točnost	0,6885
Natančnost	0,7938
Občutljivost	0,3423
Specifičnost	0,9363

*Vir: lastno delo.*

Z analizo podatkov sem preverila, ali je verjetnost neplačila decentraliziranih posojil na posojilni platformi Compound mogoče napovedati z nekoliko manjšo, vendar še vedno sprejemljivo točnostjo. Kljub temu pa točnosti napovedi verjetnosti neplačila posojil ni mogoče primerjati z mnogimi obstoječimi literaturami, saj na tem področju še ni bilo narejenih zadostnih raziskav. Primerjava je mogoča z raziskavo avtorja Knižek (2022), ki je

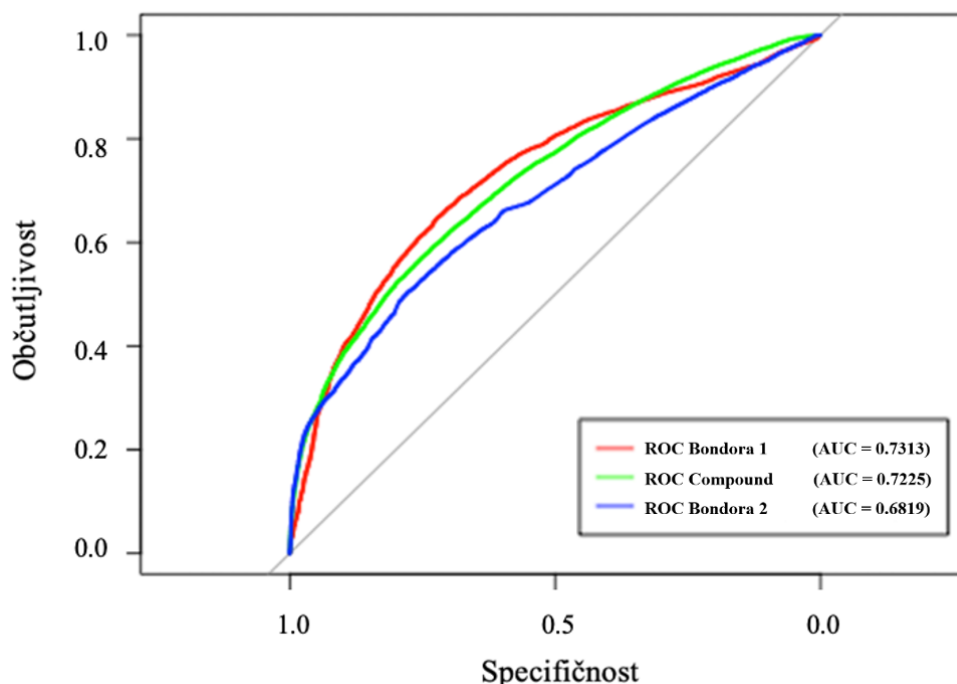
v svojem delu ugotovil, da je verjetnost neplačila posojil na decentralizirani platformi Compound mogoče napovedati s sprejemljivo točnostjo. Vrednost koeficienta točnosti v njegovem delu znaša 71,33 % ter je nekoliko nižja, kot v moji raziskavi (78,99 %). Vsekakor je zanimivo, da je kljub anonimnosti posojilojemalcev na decentralizirani posojilni platformi Compound mogoče sestaviti model s sprejemljivo točnostjo napovedi verjetnosti neplačila posojil.

## 8.2 ROC krivulje

Na sliki 7 so prikazane ROC krivulje vseh treh modelov. Poleg krivulj so prikazane tudi vrednosti območij pod posamezno krivuljo (v nadaljevanju AUC), ki povedo, koliko je model sposoben razlikovati med razredi.

Višja kot je vrednost AUC, boljše je model sposoben napovedati razrede 0 kot 0 in razrede 1 kot 1. Večja odmaknjenost krivulje od simetrale in višja vrednost kazalnika AUC predstavljata boljše napovedno moč modela. Najbolje se je odrezal prvi Bondora model z vsemi spremenljivkami (rdeča krivulja), saj je dosegel vrednost AUC 0,7313. Ker je dosegel najvišjo vrednost AUC, pomeni, da je najboljši pri razlikovanju med plačanimi in neplačanimi posojili. Compound model (zeleno krivulja) je dosegel nekoliko nižjo vrednost AUC 0,7225. Glede na to, da v modelu Compound za napovedovanje ni bilo mogoče uporabiti podatkov o posojilojemalcih, je napoved verjetnosti neplačila v primeru decentraliziranih posojil mogoča. Model se je izkazal za sprejemljiv napovedni model.

Slika 7: Primerjava ROC krivulj



Vir: lastno delo.

Prvi Bondora model (rdeča krivulja) z vsemi spremenljivkami je dosegel vrednost AUC 0,7313. Vrednost je sprejemljiva ter je višja od vrednosti AUC drugega Bondora modela (modra krivulja), kjer je vrednost 0,6819. Vrednost 0,6819 pomeni, da model slabo razločuje med plačanimi in neplačanimi posojili. Predvidevam, da je razlog za nižjo vrednost AUC in slabše razločevanje med plačanimi in neplačanimi posojili v drugem Bondora modelu odsotnost osebnih in kreditnih informacij o posojilojemalcih v modelu.

### **8.3 Omejitve**

Glavna omejitev magistrskega dela je uporaba zgolj dveh platform za posojanje, saj sta za ponazoritev podobnosti in razlik med decentraliziranimi posojili in tradicionalnimi P2P posojili bili izbrani zgolj platforma Compound ter estonska platforma za posojanje Bondora. Platforma Bondora, ki zagotavlja posojila le posojilojemalcem iz parih držav in svetovna platforma Compound, ki je dostopna uporabnikom po celem svetu se razlikujeta glede dostopnosti uporabnikom. Osredotočenost platforme Bondora zgolj na del evropskega trga uporabnikov bi namreč lahko predstavljala omejitev raziskave. Ker na področju decentraliziranega posojanja še ni bilo narejenih številnih raziskav, se je potrebno zavedati, da je ugotovljene rezultate nemogoče posplošiti na vse tovrstne platforme. Neustrezno bi bilo recimo predpostaviti, da imajo vse decentralizirane platforme za posojanje nižje obrestne mere kot P2P posojilne platforme. Prav tako bi bila uporaba rezultatov Bondora modela za ostale P2P posojilne platforme, ki zagotavljajo posojanje na svetovni ravni, napačna. Omejitev Bondora modela bi lahko predstavljal tudi velik odstotek neplačanih posojil v naboru podatkov, saj je bilo kar 43,58 % posojil neplačanih. Velik odstotek neplačanih posojil bi namreč lahko vplival na napovedno učinkovitost modela. Namen magistrskega dela ni iskanje revolucionarnega načina posojanja denarja, z nižjim tveganjem in nižjimi obrestnimi merami, temveč opis decentraliziranega posojanja ter predstavitev njegovih možnosti v tradicionalnem finančnem sistemu. Vsekakor pa je raziskava vpliva spremenljivk na verjetnost neplačila posojil bistven prispevek k sedanjim raziskavam o decentraliziranem posojanju. Analiza vpliva spremenljivk na verjetnost neplačila decentraliziranih posojil v tem magistrskem delu je podobna analizi avtorja Knižek (2022), vendar sem za nadgradnjo omenjene raziskave dodala dodatno posojilnico za P2P posojila, Bondoro, ter v nadaljevanju vpliv spremenljivk na verjetnost neplačila posojil na platformi Compound primerjala z analizo parametrov P2P posojil na platformi Bondora.

## **9 SKLEP**

Tehnologija veriženja blokov lahko zmanjša stroške transakcij, razširi njihov obseg, omogoči hitrejše medsebojne transakcije ter tako ustvari novo paradigmo za decentralizirane poslovne modele. Ta novost je privedla do pojava DeFi, ki tehnologijo veriženja blokov izkoriščajo za ustvarjanje alternativnega finančnega sistema. Ta naj bi bil bolj decentraliziran, inovativen, interoperabilen, brez meja in pregleden. Čeprav še zmeraj obstaja veliko izzivov, podjetniki in inovatorji eksperimentirajo z decentraliziranimi

poslovnimi modeli, ki tradicionalno niso izvedljivi brez tehnologije veriženja blokov. Če bodo uspešni, lahko decentralizirani poslovni modeli preoblikujejo obstoječe panoge ter raziskovalce izzovejo k oblikovanju novih teorij, s katerimi bi pojasnili morebitne koristi in stroške decentralizacije.

Decentralizirane finance so novo, hitro rastoče področje, vendar se na njem pojavljajo številna nerešena ekonomska, tehnična in operativna vprašanja javne politike, ki jih bo potrebno obravnavati. V kolikor želijo aplikacije, ki jih ponujajo DeFi, nadomestiti tradicionalnega finančnega posrednika, bodo morale izpolnjevati številne pogoje. Potrebno bi bilo izboljšati skalabilnost verige blokov ter izdajo žetonov, nič manj pomembno pa ni, da bo decentralizirane finance potrebno ustrezno regulirati. Javni organi bi se morali povezati z delujočimi strukturami upravljanja, da bi zagotovili zadostne zaščitne ukrepe za finančno stabilnost ter povečali zaupanje uporabnikov z obravnavanjem vprašanj zaščite vlagateljev.

Primarna motivacija magistrskega dela je bila predstavitev ideje o decentraliziranem posojanju, ki temelji na veriženju blokov. Tovrstna tehnologija omogoča različne finančne aplikacije, med katerimi posojanje velja za najnaprednejšo in najpogosteje uporabljeno storitev. V prvem delu magistrskega dela sem predstavila decentralizirane finance ter storitev decentraliziranega posojanja. Decentralizirano posojanje sem tudi podrobneje preučila na primeru posojilne platforme Compound. Ugotovila sem, da sta pri decentraliziranem posojanju izposojanje in dajanje posojil anonimna, pri čemer so pogoji (iz)posoje določeni s pametnimi pogodbami. Posojila so zavarovana s tržno vrednostjo kripto sredstev, posojilodajalci pa svoja sredstva zagotavljajo v posojilni sklad, od koder si nato posojilojemalci lahko sredstva izposodijo. Pomembna je ugotovitev, da je zaradi anonimnosti uporabnikov in pomanjkanja sistema preverjanja kreditne sposobnosti posojilojemalcev, v večini protokolov za posojanje v DeFi potrebno prekomerno zavarovanje posojil. Od uporabnikov se namreč zahteva, da imajo v lasti več sredstev, kot si jih želijo izposoditi. Posameznikom s slabšo kreditno sposobnostjo pa je zaradi tega storitev decentraliziranega posojanja težje dostopna.

Z magistrskim delom sem dokazala, da je kljub anonimnosti informacij o posojilojemalcih pri posojilih v DeFi, mogoče napovedati verjetnost neplačila posojil. V ta namen so v drugem delu magistrskega dela bili sestavljeni trije logit modeli. Z njimi sem ugotovila, da je verjetnost neplačila posojil v DeFi mogoče napovedati, podobno kot to velja za množična posojila, kjer posojilojemalci niso anonimni. Za ponazoritev pomembnosti informacij, povezanih s posojilojemalci, sem sestavila model, ki je vključeval tudi spremenljivke, povezane s posojilojemalci. Ker na verjetnost neplačila posojil pri decentraliziranih in P2P posojilih vplivajo različni dejavniki oz. spremenljivke, sem le te najprej identificirala, nato pa podrobneje preučila njihove vplive na verjetnost neplačila. Napovedno učinkovitost modelov sem preverila z uporabo naslednjih tehnik: krivuljo ROC, AUC in matriko zamenjav.

Za primerjavo parametrov decentraliziranih in P2P posojil sta bila ustvarjena dva nabora podatkov. Nabor podatkov o decentraliziranih posojilih sem pridobila iz vodilne svetovne platforme za tovrstna posojila, Compound. Nabor podatkov o P2P posojilih pa sem pridobila iz estonske P2P platforme za posojanje Bondora. Medtem ko je analiza P2P posojil potrdila ugotovitve iz obstoječe literature, je raziskava o učinkih parametrov decentraliziranih posojil prinesla zanimive rezultate. Rezultati analize decentraliziranih posojil so v veliki meri potrdili pričakovanja. Glavni sklep analize je, da je verjetnost neplačila posojil odvisna od letnega odstotnega donosa izposoje oz. obrestne mere, od ponudbe posameznih žetonov ter od likvidnosti trga posameznega žetona. Verjetnost neplačila posojil je pozitivno povezana tudi z izposojenim zneskom, ugotovljena pa je bila tudi negativna povezava med verjetnostjo neplačila ter izbiro posojila v stabilnih žetonih.

Rezultati primerjave natančnosti napovedi modelov so bili pričakovani. Najboljšo vrednost AUC je dosegel Bondora model, v katerega so bile vključene spremenljivke o posojilu ter o posojilojemalcih (0,7313). Vrednost AUC pri modelu Compound je kljub odsotnosti podatkov o posojilojemalcih sprejemljiva (0,7225). Bondora model, v katerega so bile vključene zgolj spremenljivke povezane s posojilom, je dosegel najnižjo vrednost AUC (0,6819). Izkazalo se je, da so osebni podatki o posojilojemalcih vseeno pomembni za uspešno napovedovanje verjetnosti neplačila posojil tako v Compound modelu, kot tudi v Bondora modelu brez spremenljivk o posojilojemalcih. Pomembno je, da rezultati ostalih tehnik merjenja napovedne učinkovitosti modela zagotavljajo skladne rezultate za vse modele. Na splošno so primarne ugotovitve v skladu z dosedanjimi raziskavami. Te kažejo, da so informacije o posojilojemalcih ključnega pomena za napovedovanje verjetnosti neplačila posojil pri P2P posojilih, vsekakor pa je zanimivo, da je natančnost napovedi verjetnosti neplačila posojil v DeFi tako visoka.

## LITERATURA IN VIRI

1. Alberquilla, I. (2021, 22. marec). *Explanatory Data Analysis on DeFi Lending Users Health* [objava na blogu]. <https://towardsdatascience.com/exploratory-data-analysis-on-defi-lending-users-health-d8f8ff7cabbc>
2. Anderson, R. (2007). *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation* (1. izd.). Oxford University Press.
3. Aramonte, S., Doerr, S., Huang, W. in Schrimpf, A. (2022, 14. junij). *DeFi Lending: Intermediation Without Information?* (No. 57). BIS Bulletin.
4. Aramonte, S., Huang, W. in Schrimpf, A. (2021, 6. december). *DeFi Risks and the Decentralisation Illusion*. BIS Quarterly Review.
5. Arya, S., Eckel, C. in Wichman, C. (2013, november). Anatomy of the Credit Score. *Journal of Economic Behaviour & Organization*, 95, 175–185.
6. Auer, R., Haslhofer, B., Kitzler, S., Saggese, P. in Victor, F. (2023, 17. januar). *The Technology of Decentralized Finance (DeFi)* (No. 1066). BIS Working Papers.

7. Bartoletti, M., Chiang, J. H. in Lluch-Lafuente, A. (2020, 24. december). SoK: Lending Pools in Decentralized Finance. *International Conference on Financial Cryptography and Data Security* (str. 553–578). Springer.
8. Bayer, D., Haber, S. in Stornetta, W. S. (1992, marec). Improving the Efficiency and Reliability of Digital Time – Stamping. V R. Capocelli, A. De Santis in U. Vaccaro (ur.), *Sequences II* (str. 329–334). Springer.
9. Bitcompare. (2023). *Rates: Compared Best DAI APY* [objava na blogu]. Pridobljeno 15. marca 2023 s: <https://bitcompare.net/coins/dai/lending-rates>
10. Bondora. (2023a). *The Power of Peer – to – Peer Lending*. <https://www.bondora.com/en/peer-to-peer-lending>
11. Bondora. (2023b). *Most Loan Originations and Investments of 2022, a Portfolio Sale, & More!* [objava na blogu]. <https://www.bondora.com/blog/most-loan-originations-and-investments-of-2022/>
12. Born, A., Gschossmann, I., Hodbod, A., Lambert, C. in Pellicani, A. (2023). ECB. *Decentralised Finance – A New Unregulated Non-Bank System?*. [https://www.ecb.europa.eu/pub/financial-stability/macprudential-bulletin/focus/2022/html/ecb.mpbu202207\\_focus1.en.html](https://www.ecb.europa.eu/pub/financial-stability/macprudential-bulletin/focus/2022/html/ecb.mpbu202207_focus1.en.html)
13. Brezavšček, A. (2018, marec). *Modeliranje verjetnosti neplačila v podjetju za trgovanje z elektriko* (magistrsko delo). Ekonomska fakulteta Univerze v Ljubljani.
14. Carmichael, D. (2014, 23. november). *Modeling Default for Peer-to-Peer Loans* [SSRN]. [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2529240](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2529240)
15. Castro-Iragorri, C., Ramirez, J. in Velez, S. (2022, 31. januar). *Financial Intermediation and Risk in Decentralized Lending Protocols* [SSRN]. [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3893278](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3893278)
16. Chaum, D. L. (1979, 22. februar). *Computer Systems Established, Maintained, and Trusted by Mutually Suspicious Groups* (doktorska disertacija). Collage of Engineering University of California.
17. Chen, Y. in Bellavitis, C. (2019, 8. november). Blockchain Disruption and Decentralized Finance: The Rise of Decentralized Business Models. *Journal of Business Venturing Insights*, 13, e00151.
18. Chiu, J., Ozdenoren, E., Yuan, K. in Zhang, S. (2022, november). *On the Fragility of DeFi Lending* [SSRN]. [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=4328481](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4328481)
19. Chohan, U. W. (2021, 26. januar). *Decentralized Finance (DeFi): An Emergent Alternative Financial Architecture* [SSRN]. [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3791921](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3791921)
20. Compound Finance (2023). *Markets* [podatki na spletni strani]. Pridobljeno 23. aprila 2023 s: <https://app.compound.finance/markets?market=usdc-mainnet>
21. Croman, K., Decker, C., Eyal, I., Gencer, A. E., Juels, A., Kosba, A., Miller, A., Saxena, P., Shi, E., Siler, E., G., Song, D. in Wattenhofer, R. (2016, avgust). On Scaling Decentralized Blockchains (A Position Paper). *International Conference on Financial Cryptography and Data Security* (str. 106–125). Springer.



22. Demertzis, M. in Martins, C. (2023, 5. april). *Decentralised Finance: Good Technology, Bad Finance* [objava na blogu]. <https://www.bruegel.org/policy-brief/decentralised-finance-good-technology-bad-finance>
23. Deutsche Bundesbank. (2021, julij). Crypto Tokens and Decentralized Financial Applications. *Monthly report July 2021*, str. 31–48.
24. Dewey, J., Darling de Cortes, A., Granwell, A. W. in Olama, A. (2019, 4. december). Virtual Currency: The Taxman is Coming. <https://www.jdsupra.com/legalnews/virtual-currency-the-taxman-is-coming-45706/>
25. Fogarty, J. (2018, 30. marec). *Logit Mode Introductionl* [objava na blogu]. <http://lab.agr.hokudai.ac.jp/nmvr/logit.html>
26. Gaudencio, J., Mazany, A. in Schwarz, C. (2019, marec). *The Impact of Lending Standards on Default Rates of Residential Real Estate Loans* [No. 220]. Occasional Paper Series, ECB.
27. Gogel, D., Baker-Taylor, T., Cloots, A. S., Forster, B., Gustave, J. L., Schär, F. in Sokolin, L. (2021, maj). BDAP. *DeFi Beyond the Hype - The Emerging World of Decentralized Finance*. <https://bdap.wharton.upenn.edu/defi-beyond-the-hype-the-emerging-world-of-decentralized-finance/>
28. Goncalves, L., Subtil, A., Oliveira, M., R. in Bermudez, P. (2014, marec). ROC Curve Estimation: An Overview. *Revstat – Statistical Journal*, 12(1), 1–20.
29. Grassi, L., Lanfranchi, D., Faes, A. in Renga, F. M. (2021, 18. december). Do We Still Need Financial Intermediation? The Case of Decentralized Finance - DeFi. *Qualitative Research in Accounting & Management*, 19(3), 323–347.
30. Greenbaum, S. I., Thakor, A. V. in Boot, A. W. A. (2019). *Contemporary Financial Intermediation* (4. izd.). Elsevier.
31. Greene, W. H. (2002). *Econometric Analysis* (5. izd.). Prentice Hall.
32. Gudgeon, L., Perez, D., Harz, D., Livshits, B. in Gervais, A. (2020a, junij). The Decentralized Financial Crisis. *Crypyo Wally Conference on Blockchain Technology* (str. 1–15). Cornell University.
33. Gudgeon, L., Perez, D., Werner, S. in Knottenbelt, W. J. (2020b, 15. oktober). DeFi Protocols for Loanable Funds: Interest Rates, Liquidity and Market Efficiency. *2<sup>nd</sup> ACM Conference on Advances in Financial Technologies* (str. 92–112). ACM Digital Library.
34. Hartmann, J. in Hasan, O. (2022, 26. september). Privacy Considerations for a Decentralized Finance (DeFi) Loans Platform. *Cluster Computing*, 26, 2147–2161.
35. Harvey, C. R., Ramachandran, A. in Santoro, J. (2021). *DeFi and the Future of Finance* (1. izd.). Wiley.
36. Hautakangas, J. (2020, junij). *Supervised Feature Selection Methods for Default Prediction in P2P Lending* (magistrsko delo). Lahti University of Technology LUT.
37. Hazari, S. S. in Mahmoud, Q. H. (2020, 27. julij). Improving Transaction Speed and Scalability of Blockchain Systems via Parallel Proof of Work. *Future Internet*, 12(8), 125.

38. IMF, Finance in Development (2022, september). The Money Revolution: Crypto, CBDCs, and the Future of Finance. *A Quarterly Publication of the International Monetary Fund*, 59(3).
39. Jensen, J. R., Wachter, V. in Ross, O. (2021, april). An Introduction to Decentralized Finance (DeFi). *Complex Systems Informatics and Modeling Quarterly (CSIMQ)*, 150(26). 46–54.
40. Kenton, W. (2023, 28. februar). Default Probability: Definition for Individuals & Companies. *Investopedia*. <https://www.investopedia.com/terms/d/defaultprobability.asp>
41. Knižek, O. (2022). *Blockchain-based DeFi Lending: A Challenge to Traditional Finance* (diplomsko delo). Faculty of Social Sciences Charles University.
42. Kolb, J., Abdelbaky, M., Katz, R. H. in Culler, D. E. (2020, 6. februar). Core Concepts, Challenges, and Future Directions in Blockchain: A Centralized Tutorial. *ACM Computing Surveys*, 53(1), 1–39.
43. Kungl. Vetenskaps-Akademien. (2022, 10. oktober). Financial Intermediation and the Economy. *The Royal Swedish Academy of Sciences*. <https://www.nobelprize.org/uploads/2022/10/advanced-economicsciencesprize2022.pdf>
44. Lee, J. Y. (2020). Prediction of Default Risk in Peer-to-Peer Lending Using Structured and Unstructured Data. *Journal of Financial Counselling and Planning*, 31(1), 115–129.
45. Lehar, A. in Parlour, C. A. (2022, december). *Systemic Fragility in Decentralized Markets* (No. 1062). BIS Working Papers.
46. Leshner, R. in Hayes, G. (2019, februar). *Compound: The Money Market Protocol*. <https://compound.finance/documents/Compound.Whitepaper.pdf>
47. Mandrekar, J., N. (2015, november). Receiver Operating Characteristic Curve in Diagnostic Test Assessment. *Biostatistics for Clinicians*, 5(9), 1315–1316.
48. Menard, S. (2002). *Applied Logistic Regression Analysis* (2. izd.). SAGE.
49. Menard, S. (2010). *Logistic Regression: From Introductory to Advanced Concepts and Applications* (1. izd.). SAGE.
50. Narayanan, A., Bonneau, J., Felten, E., Miller, A. in Goldfeder, S. (2016). *Bitcoin and Cryptocurrency Technologies, A Comprehensive Introduction* (1. izd.). Princeton University Press.
51. Noreikaite, G. in Ambrazaite, A. A. (2017, maj). *Determinants of Default in the Bitcoin Lending Market – The Case of Bitbond Platform* (magistrsko delo). School of Economics and Management Lund University.
52. Oladokun, A. (2022, 14. december). MakerDAO Increases its DAI Savings Rate, Thanks to Competitive DeFi Landscape. *AMBCrypto*. <https://ambcrypto.com/makerdao-increases-its-dai-savings-rate-thanks-to-competitive-defi-landscape/#:~:text=With%20the%20new%20executive%20proposal,interest%20on%20their%20DAI%20holdings>
53. Orlando, G., Bufalo, M., Penikas, H. in Zurlo, C. (2020, januar). Credit Risk Regulation After the Crisis. V *Modern Financial Engineering* (str. 103–121). World Scientific.

54. Perez, D., Werner, S. M., Xu, J. in Livshits, B. (2021, junij). Liquidations: DeFi on a Knife-edge. *International Conference on Financial Cryptography and Data Security* (str. 457–476). Springer.
55. Polena, M. in Regner, T. (2018, oktober). Determinants of Borrowers' Default in P2P Lending under Consideration of the Loan Risk Class. *Games*, 9(4), 82–98.
56. Pozzolo, A., F. (2002, 3. marec). *Secured Lending and Borrowers Riskiness* [SSRN]. <https://www.bis.org/publ/cgfs19bdi1.pdf>
57. Qin, K., Zhou, L., Afonin, Y., Lazzaretti, L. in Gervais, A. (2021a, 16. junij). *CeFi vs. DeFi - Comparing Centralized to Decentralized Finance*. <https://arxiv.org/pdf/2106.08157.pdf>
58. Qin, K., Zhou, L., Gamito, P., Jovanovic, P. in Gervais, A. (2021b, 1. oktober). An Empirical Study of DeFi Liquidations: Incentives, Risks, and Instabilities. *21<sup>st</sup> ACM Measurement Conference* (str. 336–350). ACM Digital Library.
59. Qin, K., Zhou, L., Livshits, B. in Gervais, A. (2021c). Attacking the DeFi Ecosystem with Flash Loans for Fun and Profit. *International Conference on Financial Cryptography and Data Security* (str. 3–32). Springer.
60. Raič, M. (2019, 29. april). *Statistika. UP FAMNIT, Biopsihologija* [zapiski s predavanj]. <http://valjhun.fmf.uni-lj.si/~raicm/Poucevanje/BPSt/Statistika.pdf>
61. Rodriguez, G. (2007, september). Logit Models for Binary Data – Chapter 3. *GitHub*. <https://grodr.github.io/glms/notes/c3.pdf>
62. Russo, C. (2020, 29. september). What Is Decentralized Finance? A Deep Dive by The Defiant. *CoinMarketCap*. <https://coinmarketcap.com/alexandria/article/what-is-decentralized-finance>
63. Saengchote, K. (2022, december). Decentralized Lending and Its Users: Insights from Compound. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 87(101807).
64. Santoso, W., Trinugroho, I. in Risfandi, T. (2019, december). What Determines Loan Rate and Default Status in Financia Technology Online Direct Lending? Evidence from Indonesia. *Emergin Markets Finance and Tradce*, 56(2), 351–369.
65. Satoshi, N. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
66. SaturnCloud (2023, 10. julij). *How To Get the Optimal Cutoff Point of the ROC in Logistic Regression as a Number* [objava na blogu]. <https://saturncloud.io/blog/how-to-get-the-optimal-cutoff-point-of-the-roc-in-logistic-regression-as-a-number/#:~:text=In%20logistic%20regression%2C%20the%20predicted,used%20to%20make%20the%20classification.>
67. Schär, F. (2021a). Decentralized Finance: On Blockchain - and Smart Contract - Based Financial Markets. *Federal Reserve Bank of St. Louis - Second Quarter*, 103(2).
68. Schär, F. (2021b). DeFi Is Transparent, Unless You Look Closely. *CoinDesk*. Pridobljeno 13. julija 2023 iz: <https://www.coindesk.com/tech/2021/04/13/defi-is-transparent-unless-you-look-closely/>

69. SelfKey. (2020, 30. junij). *Cryptocurrency Lending vs. Bank Lending* [objava na blogu]. <https://selfkey.org/cryptocurrency-lending-vs-bank-lending/>
70. Serrano, C. C., Gutierrez, N. B. in Lopez, P. L. (2015, oktober). Determinants of Default in P2P Lending. *PLoS One*, 10(10).
71. Snakkers, S. (2020, september). *Default Probability Prediction Using Peer-to-Peer Lending Interest Rate Determinants and Machine Learning* (magistrsko delo). School of Economics and Management Tilburg University.
72. Suryono, R. R., Purwandari, B. in Budi, I. (2019). Peer to Peer (P2P) Lending Problems and Potential Solutions: A Systematic Literature Review. *Procedia Computer Science*, 161, 204–214.
73. The Graph. (2022). *Compound V2 Graphprotocol*. <https://thegraph.com/hosted-service/subgraph/graphprotocol/compound-v2>
74. Tong, Z., Yao, F. in Li, H. (2019). Discussions on Information Disclosure and Liquidation Safety of P2P Online Lending Industry. *International Conference on Management, Education Technology and Economics - Advances in Economics, Business and Management Research*, 82, 276–280.
75. Urbanšek, M. (2023, 23. maj). P2P posojilne platforme: novo (staro) orodje za boj proti inflaciji?. *Moje finance*. <https://mojefinance.finance.si/9012762/p2p-platforma>
76. Werner, S., Klages-Mundt, A., Perez, D., Harz, D., Gudgeon, L. in Knottenbelt, W. J. (2022, 15. september). SoK: Decentralized Finance (DeFi). *4<sup>th</sup> ACM Conference on Advances in Financial Technologies* (str. 30–46). ACM Digital Library.
77. Wooldridge, J. M. (2012). *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (5. izd.). South-Western.
78. Xu, J. in Vadgama, N. (2022, 4. januar). From Banks to DeFi: The Evolution of the Lending Market. V N. Vadgama, J. Xu in P. Tascia (ur.), *Enabling the Internet of Value - Future of Business and Finance* (str. 53–66). Springer.

## **PRILOGE**



## Priloga 1: Primerjava tradicionalnih financ in decentraliziranih financ

	<b>Tradicionalne finance</b>	<b>Decentralizirane finance</b>
<b>Skrbnišтво sredstev</b>	V imenu lastnikov sredstev jih hrani regulirani ponudnik storitev ali skrbnik.	Uporabniki jih hranijo neposredno v denarnicah, ki niso skrbniške, ali preko skrbništva, ki temelji na pametnih pogodbah.
<b>Enote računa</b>	Običajno denominirane v fiat valuti.	Denominirane v digitalnem premoženju ali stabilnih žetonih, ki so lahko sami denominirani v fiat denarju.
<b>Izvršitev</b>	Posredniki običajno obdelujejo transakcije med strankami.	Preko pametnih pogodb, ki delujejo na uporabnikovem premoženju.
<b>Kliring in poravnava</b>	Obdelajo ponudniki storitev ali klirinške hiše, običajno po določenem časovnem obdobju.	Z zapisovanjem transakcij v osnovno verigo blokov se zaključí postopek poravnave.
<b>Upravljanje</b>	Določeno s pravili ponudnika storitev, trga, regulatorja in/ali samoregulativne organizacije.	Upravlja jo razvijalci protokola ali jih določijo uporabniki, ki imajo žetone z glasovalnimi pravicami.
<b>Revidiranost</b>	Pooblaš čene revizije lastniške kode s strani tretjih oseb ali možnost za odprto kodo, ki je javno preverjena.	Odprta koda in javna glavna knjiga revizorjem omogo čata preverjanje protokolov in dejavnosti.
<b>Zahteve glede zavarovanj</b>	Transakcije lahko ne vključujejo nobenega zavarovanja ali pa je zavarovanje manjše ali enako zagotovljenim sredstvom.	Zaradi volatilnosti digitalnega premoženja in odsotnosti kreditnega ocenjevanja se običajno zahteva prekomerno zavarovanje.
<b>Vzajemno delovanje med storitvami</b>	Omejeno. Premik k odprtim financam preko vmesnikov za programiranje aplikacij ali namenskih posrednikov.	Vsaka storitev se lahko poveže s katerokoli drugo storitvijo v isti verigi blokov in potencialno v vseh verigah.
<b>Dostop in zasebnost</b>	Preverjanje identitete, ki ga izvajajo ponudniki storitev. Za osebne podatke veljajo nacionalni zakoni o zasebnosti.	Zahteve za preverjanje identitete, o katerih razpravljajo regulatorji za preprečevanje pranja denarja. Uporabniška stanja in transakcijske dejavnosti so na splošno javne.
<b>Varnost</b>	Ranljivost za vdore in kršitve podatkov v sistemih programske opreme, ki nadzorujejo sredstva.	Ranljivost za vdore ter druga tehnična in operativna tveganja pametnih pogodb.
<b>Zaščita vlagateljev</b>	Razkritja, ki jih predpisuje vlada, in zaščita potrošnikov, uveljavljanje boja proti goljufijam in zavarovalne sheme.	Uporabniki privzeto prevzemajo vsa tveganja, čeprav zasebne ureditve odškodnin, kot je zavarovanje DeFi, ponujajo določeno zaščito pred izgubami.

*Prيرهeno po Gogel in drugi (2021).*

## Priloga 2: Prednosti in priložnosti ter slabosti in omejitve DeFi

Prednosti in priložnosti	Slabosti in omejitve
Zmanjšani stroški transakcij pri ustvarjanju, distribuciji, trgovanju in poravnavi finančnih sredstev.	Skalabilnost, prepustnost in pristojbine za transakcije na platformah za poravnavo. Poraba energije vzbuja zaskrbljenost zaradi prispevanja k podnebnim spremembam.
Večja standardizacija in funkcionalna interoperabilnost, ki omogočata ponovno uporabo in sestavljanje finančnih primitivov.	Omejena interoperabilnost med verigami blokov in s tradicionalnimi finančnimi storitvami.
Večja revizijska preglednost in transparentnost transakcij.	Upoštevanje zasebnosti je lahko v navzkrižju s preglednostjo transakcij.
Izboljšana odgovornost za odločitve preko sistemov upravljanja, ki temeljijo na programski opremi.	Nezrelo upravljanje, saj odločitve sprejemajo majhne, neizkušene ekipe. Pomanjkanje odgovornosti, kadar so razvijalci anonimni.
Večji nadzor deležnikov preko zagotavljanja storitev brez skrbništva in posredništva.	Skrita centralizacija nadzora in nizki pragji za pravice upravljanja lahko določenim akterjem dajo nesorazmerno moč.
Boljši dostop do trga z zagotavljanjem globalne, 24-urne razpoložljivosti storitev in odprava ovir, kot so zahteve glede bančnega računa.	Regulatorna vprašanja in izzivi izvrševanja pri uporabi nacionalnih pravnih zahtev za decentralizirana globalna omrežja.
Hitrejša poravnava, zmanjšanje tveganj nasprotne stranke in sprostitev kapitala.	Za upravljanje premoženja visoke vrednosti se uporablja nezrela tehnologija. Slaba izbira zasnove in slaba izvedba sta privedli do velikih izgub.
Večja vključenost finančnih storitev bo dosežena z zagotavljanjem avtomatiziranih orodij, ki bodo na voljo vsem.	Ekstremni kratkoročni donosi v zgodnji fazi rasti DeFi privabljajo brezobzirne akterje in izkrivljajo pričakovanja uporabnikov.
Inovacije brez dovoljenj, ki omogočajo ustvarjanje novih izdelkov in storitev.	Potencial za pospeševanje finančnega kriminala, kot je pranje denarja.

*Prirejeno po Gogel in drugi (2021).*



### Priloga 3: Problem tradicionalnih financ ter Compoundova rešitev

<b>Problem tradicionalnih financ</b>	<b>Compoundova rešitev</b>
<u>Centralizirani nadzor</u> : Obrestne mere za izposojanje in dajanje posojil nadzorujejo finančne institucije.	Obrestne mere se določijo algoritmično in deležnikom žetona COMP omogočajo nadzor nad tržnimi parametri.
<u>Omejen dostop</u> : Težave pri dostopu do visoko donosnih naložbenih priložnosti v USD ali konkurenčnih posojil.	Odprta možnost izposojanja ali posojanja vseh podprtih sredstev po konkurenčnih, algoritmično določenih obrestnih merah.
<u>Neučinkovitost</u> : Neoptimalne obrestne mere za izposojanje in posojanje zaradi previsokih stroškov.	Algoritmično združene in optimizirane obrestne mere.
<u>Pomanjkanje interoperabilnosti</u> : Nezmožnost ponovne uporabe ponujenih pozicij za druge naložbene priložnosti.	Pozicije preko žetonov cToken je mogoče uporabiti za spreminjanje statičnih sredstev v sredstva, ki ustvarjajo donos.
<u>Nepreglednost</u> : Nejasno zavarovanje posojilnih institucij.	Pregledni deleži zavarovanja posojilojemalcev, ki so vidni celotnemu sistemu.

*Prirejeno po Harvey in drugi (2021).*

#### Priloga 4: Compound model z vsemi spremenljivkami

Spremenljivka	Ocena koeficienta	St. napaka	T statistika	P -vrednost
$\beta_0$ ***	0,919100	0,033690	27,283	< 2E-16
PlačaniZnesek***	0,000010	0,000000	34,509	< 2E-16
DobavaAPY***	0,994700	0,072280	13,762	< 2E-16
IzposojaAPY***	-0,411800	0,008938	-0,461	< 2E-16
FaktorZavarovanja	-0,032650	0,034720	-0,940	0,347094
TržnaLikvidnost***	6,44E-11	7,24E-12	8,898	< 2E-16
CelotnaIzposoja***	-1,25E-11	2,37E-12	-5,277	1,32E-07
Žeton_AAVE	-0,029970	0,052940	-0,566	0,571292
Žeton_BAT	-0,009269	0,032500	-0,285	0,775468
Žeton_COMP	0,020400	0,036990	0,552	0,581221
Žeton_DAI**	-0,102300	0,032920	-3,109	0,001877
Žeton_Ether.	0,060090	0,032180	1,867	0,061887
Žeton_Chainlink	0,013700	0,034350	0,399	0,689996
Žeton_TrueUSD**	-0,097410	0,035860	-2,716	0,006609
Žeton_Uniswap	-0,001929	0,033500	-0,058	0,954077
Žeton_USDCoin***	-0,109500	0,033150	-3,304	0,000955
Žeton_WrappedBTC.	0,053960	0,032450	1,663	0,096303
Žeton_0x	-0,008387	0,034450	-0,243	0,807662
Žeton_USDT***	-0,125600	0,033410	-3,759	0,000171
Žeton_FeiUSD	-0,038550	0,045610	-0,845	0,397990

Vir: lastno delo.

Stopnje značilnosti: 0 "\*\*\*\*" 0.001 "\*\*\*" 0.01 "\*" 0.05 "." 0.1 " "

Ničelno odstopanje: 3.873,6 na 44.722 stopinjah prostosti

Odstopanje ostankov: 3.695,2 na 44.701 stopinjah prostosti

## Priloga 5: Bondora model z vsemi spremenljivkami

Spremenljivka	Ocena koeficienta	St. napaka	T statistika	P -vrednost
$\beta_0$	0,223800	0,461200	0,485	0,627501
<i>Država_Španija</i>	0,087020	0,294300	0,296	0,767459
<i>Država_Estonija.</i>	0,498200	0,265700	1,875	0,060785
<i>Država_Finska*</i>	0,531700	0,266300	1,997	0,045877
<i>Jezik_Estonsko</i>	-0,082480	0,269600	-0,306	0,759701
<i>Jezik_Angleško</i>	-0,101800	0,268700	-0,379	0,704676
<i>Jezik_Rusko</i>	-0,128100	0,269700	-0,475	0,634878
<i>Jezik_Finsko</i>	-0,049070	0,270200	-0,182	0,855914
<i>Jezik_Špansko</i>	-0,047850	0,297600	-0,161	0,872288
<i>Izobrazba_Osnovnošolska**</i>	0,041780	0,012770	3,272	0,001069
<i>Izobrazba_Osnovna***</i>	0,774000	0,229400	0,375	0,00074
<i>Izobrazbaa_Poklicna***</i>	0,085910	0,011990	7,163	0,00000
<i>Izobrazba_Srednješolska***</i>	0,085670	0,012510	6,847	0,00000
<i>Dom_Lastnik***</i>	0,028920	0,007154	4,042	0,00005
<i>Dom_PriStarših.</i>	-0,014570	0,008748	-1,666	0,095786
<i>Dom_NajemOpremljeno***</i>	-0,031690	0,007287	-4,349	0,00001
<i>Dom_NajemNeopremljeno**</i>	0,745700	0,229300	3,252	0,001145
<i>Dom_ObčinskaHiša***</i>	-0,088800	0,024650	-3,602	0,000316
<i>Dom_Hipoteka***</i>	-0,095210	0,010670	-8,921	< 2E-16
<i>KreditnaOcena_AA</i>	0,336100	0,458500	0,733	0,463469
<i>KreditnaOcena_A</i>	0,254300	0,458300	0,555	0,579033
<i>KreditnaOcena_B</i>	0,223200	0,458100	0,487	0,62608
<i>KreditnaOcena_C</i>	0,148600	0,458100	0,324	0,745629
<i>KreditnaOcena_D</i>	0,119900	0,458000	0,262	0,793478
<i>KreditnaOcena_E</i>	0,129300	0,458100	0,282	0,777766
<i>KreditnaOcena_F</i>	0,166700	0,458200	0,364	0,715940
<i>NovPosojilojemalec_NE***</i>	0,048420	0,005364	9,027	< 2E-16
<i>Obresti**</i>	-0,001952	0,000611	-3,192	0,001414
<i>Znesek***</i>	-0,000037	0,000002	-21,103	< 2E-16
<i>Trajanje***</i>	-0,004626	0,000130	-35,634	< 2E-16
<i>MesečniObrok***</i>	0,000334	0,000043	7,849	0,000000
<i>Dohodek*</i>	0,000000	0,000000	-2,326	0,020012
<i>Obveznosti</i>	-0,000001	0,000001	-1,213	0,224983
<i>VerjetnostNeplačila***</i>	-0,213100	0,045210	-4,713	0,000002
<i>PredhodnaPosojila_st</i>	0,181300	0,001031	0,176	0,86037
<i>PredhodnaPosojila***</i>	-0,000004	0,000001	-6,376	0,000000

<i>PredhodnaOdplačila***</i>	0,000027	0,000002	15,081	< 2E-16
<i>PredhodnaHitraOdplačila***</i>	0,000024	0,000003	8,719	< 2E-16

*Vir: lastno delo.*

*Stopnje značilnosti: 0 "\*\*\*\*" 0.001 "\*\*\*" 0.01 "\*" 0.05 "." 0.1 " "*

Ničelno odstopanje: 13.447 na 54.691 stopinjah prostosti

Odstopanje ostankov: 11.443 na 54.652 stopinjah prostosti

## Priloga 6: Bondora model s spremenljivkami, povezanimi s posojilom

Spremenljivka	Ocena koeficienta	St. napaka	T statistika	P -vrednost
$\beta_0$ ***	1,068000	0,007877	135,620	< 2E-16
Znesek***	-0,000033	0,000002	-18,600	< 2E-16
Obresti***	-0,009171	0,000258	-35,595	< 2-16
Trajanje***	-0,004738	0,000128	-36,958	< 2E-16
MesečniObrok***	0,000370	0,000043	8,541	< 2E-16

*Vir: lastno delo.*

Stopnje značilnosti: 0 "\*\*\*\*" 0.001 "\*\*\*" 0.01 "\*" 0.05 "." 0.1 " "

Ničelno odstopanje: 13.447 na 54.691 stopinjah prostosti

Odstopanje ostankov: 12.033 na 54.687 stopinjah prostosti