

UNIVERZA V LJUBLJANI  
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

**NAPOVEDOVANJE STEČAJA MALIH PODJETIJ V SLOVENIJI Z  
NEFINANČNIMI KAZALNIKI**

Ljubljana, 20. julij 2018

TJAŠA BEVC

## IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisana Tjaša Bevc, študentka Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, avtorica predloženega dela z naslovom Napovedovanje stečaja malih podjetij v Sloveniji z nefinančnimi podatki, pripravljenega v sodelovanju s svetovalko izr. Prof. dr. Sergejo Slapničar.

### 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.

V Ljubljani, dne 20. julij 2018

Podpis študentke: \_\_\_\_\_

## KAZALO

|          |                                                                                         |           |
|----------|-----------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>1</b> | <b>MALA PODJETJA V SLOVENIJI .....</b>                                                  | <b>3</b>  |
| 1.1      | Stečajni postopek, pravno ozadje .....                                                  | 4         |
| 1.1.1    | Vzroki in prepoznavanje težav malih podjetij .....                                      | 6         |
| 1.2      | Dostopnost finančnih virov malih podjetij .....                                         | 8         |
| 1.2.1    | Oblike financiranja .....                                                               | 10        |
| 1.2.2    | Ovire pri financiranju .....                                                            | 11        |
| <b>2</b> | <b>OPREDELITEV FINANČNIH IN NEFINANČNIH PODATKOV ZA<br/>NAPOVEDOVANJE STEČAJA .....</b> | <b>12</b> |
| 2.1      | Rezultati tujih raziskav .....                                                          | 13        |
| 2.2      | Modeli napovedovanja stečaja .....                                                      | 16        |
| 2.3      | Finančni in nefinančni podatki .....                                                    | 18        |
| <b>3</b> | <b>EMPIRIČNA ANALIZA .....</b>                                                          | <b>21</b> |
| 3.1      | Hipoteze .....                                                                          | 21        |
| 3.2      | Vzorec .....                                                                            | 23        |
| 3.3      | Neodvisne spremenljivke v analizi .....                                                 | 24        |
| <b>4</b> | <b>KONČNA ANALIZA .....</b>                                                             | <b>34</b> |
| 4.1      | Binarna logistična regresija .....                                                      | 35        |
| <b>5</b> | <b>REZULTATI .....</b>                                                                  | <b>37</b> |
| 5.1      | Testiranje modela s podatki dve in tri leta pred stečajem .....                         | 45        |
| 5.2      | Omejitve analize .....                                                                  | 49        |
|          | <b>SKLEP .....</b>                                                                      | <b>50</b> |
|          | <b>LITERATURA IN VIRI .....</b>                                                         | <b>52</b> |
|          | <b>PRILOGE .....</b>                                                                    | <b>57</b> |

## KAZALO TABEL

|                                                                              |    |
|------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabela 1: Opisna statistika finančnih in nefinančnih kazalnikov .....        | 29 |
| Tabela 1: Opisna statistika finančnih in nefinančnih kazalnikov (nad.) ..... | 30 |
| Tabela 2: Opisna statistika nominalnih spremenljivk .....                    | 31 |
| Tabela 3: Test normalne porazdelitve finančnih kazalnikov .....              | 32 |
| Tabela 4: Statistika kolinearnosti .....                                     | 33 |
| Tabela 5: Izbor končnega modela .....                                        | 38 |

|                                                                                                                          |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabela 6: Klasifikacijska tabela razvrščanja v preteklosti .....                                                         | 38 |
| Tabela 7: Omnibus test koeficientov finančnih kazalnikov – 2015 .....                                                    | 39 |
| Tabela 8: Povzetek napovednih modelov finančnih kazalnikov – 2015.....                                                   | 39 |
| Tabela 9: Hosmer-Lemeshowov test.....                                                                                    | 40 |
| Tabela 10: Klasifikacijska tabela s finančnimi kazalniki – 2015.....                                                     | 41 |
| Tabela 11: Rezultati izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi kazalniki .                               | 41 |
| Tabela 12: Omnibus test koeficientov finančnih in nefinančnih kazalnikov – 2015 .....                                    | 42 |
| Tabela 13: Povzetek napovednega modela finančnih in nefinančnih kazalnikov – 2015...                                     | 43 |
| Tabela 14: Hosmer-Lemeshowov test finančnih in nefinančnih kazalnikov – 2015 .....                                       | 43 |
| Tabela 15: Klasifikacijska tabela s finančnimi in nefinančnimi kazalniki – 2015.....                                     | 43 |
| Tabela 16: Rezultati izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi in<br>nefinančnimi kazalniki – 2015 ..... | 44 |
| Tabela 17: Primerjalne vrednosti testov ustreznosti modela.....                                                          | 46 |
| Tabela 18: Klasifikacijska tabela – finančni kazalniki (2015, 2014 in 2013).....                                         | 47 |
| Tabela 19: Klasifikacijska tabela – finančni in nefinančni kazalniki (2015, 2014 in 2013)                                | 47 |
| Tabela 20: Rezultati izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi in<br>nefinančnimi kazalniki – 2014 ..... | 48 |
| Tabela 21: Rezultati izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi in<br>nefinančnimi kazalniki – 2014 ..... | 48 |

## KAZALO SLIK

|                                                             |    |
|-------------------------------------------------------------|----|
| Slika 1: Mala podjetja v Sloveniji v obdobju 2010–2016..... | 4  |
| Slika 2: Uporabljen vir financiranja .....                  | 11 |
| Slika 3: Dejavnosti podjetij po SKD 2008 .....              | 24 |
| Slika 4: Stečaji malih podjetij po regijah .....            | 24 |

## KAZALO PRILOG

|                                                                               |   |
|-------------------------------------------------------------------------------|---|
| Priloga 1: Korelacijska matrika Spearmanovih korelacijskih koeficientov ..... | 1 |
|-------------------------------------------------------------------------------|---|

## SEZNAM KRATIC

ang. - angleško

**AJPES** – Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve

**CG** – Celotno gospodarstvo

**DD** – Delež dolgov v financiranju

**DK** – Delež kapitala v financiranju

**EU** – (ang. European Union); Evropska unija  
**FV** – Finančni vzvod  
**G** – Gospodarnost poslovanja  
**KI** – Kreditna izpostavljenost  
**KK** – Kratkoročni koeficient likvidnosti  
**KS** – Koeficient obračanja sredstev  
**KPS** – Kapitalska pokritost dolgoročnih sredstev  
**MSP** – Mala in srednje velika podjetja  
**OS** – Delež osnovnih sredstev v sredstvih  
**PM** – Profitna marža  
**PK** – Pospešeni koeficient likvidnosti  
**PS** – Plačilna sposobnost  
**ROA** – Čista donosnost sredstev  
**ROE** – Čista donosnost kapitala  
**SD** – Servisiranje dolga  
**SPSS** – Statistical Package for the Social Sciences  
**SURS** – Statistični urad Republike Slovenije  
**TRR** – Transakcijski račun  
**Z** – Zadolženost  
**ZDDPO-2** – Zakon o davku od dohodkov pravnih oseb  
**ZFPPIPP** – Zakon o finančnem poslovanju, postopkih zaradi insolventnosti in prisilnem prenehanju  
**ZGD-1** – Zakon o gospodarskih družbah



## UVOD

V današnjem globalnem in hitro rastočem poslovnem okolju so mala in srednje velika podjetja (v nadaljevanju MSP) osrednja točka pri oblikovanju podjetniške politike v Evropski uniji (v nadaljevanju EU). Evropska komisija meni, da so MSP in podjetništvo ključna za zagotavljanje gospodarske rasti, inovacij, ustvarjanja delovnih mest in socialnega vključevanja v EU (Papadopoulos in drugi, 2018). Kljub svoji sposobnosti hitrega prepoznavanja novih poslovnih priložnosti, pravočasnega preoblikovanja inovativnih idej v nove tržne produkte in boljše prilagodljivosti od velikih podjetij se pri svojem delovanju MSP srečujejo s številnimi problemi. Izpostavimo lahko preobsežne administrativne in regulatorne obremenitve, pomanjkanje ljudi z ustrežno izobrazbo na trgu dela, težaven dostop do finančnih virov ter nezadovoljivo poslovno infrastrukturo (Žakelj, 2004, str. 7). Pri pregledu izvajanja akcijskega načrta, Akta za mala podjetja (Evropska komisija, 2015), so ugotovili, da je največji problem MSP dostop do financiranja. Evropska komisija vseskozi daje prednost obravnavi MSP. Z uskladitvijo Akta za mala podjetja in strategije Evropa 2020 si prizadeva za izboljšanje dostopa MSP do financiranja za naložbe in rast. Predlagali so ukrepe za boljši dostop do jamstev za posojila in pripravo akcijskega načrta, kako to izboljšati (Evropska komisija, 2011). Leta 2011 se je slovensko gospodarstvo znašlo na vrhuncu globalne krize, ki je za seboj pustila resne negativne posledice. Zaostrili so se pogoji kreditiranja s strani bank, zaradi česar so se številna podjetja soočila s težavami refinanciranja obstoječih posojil in pridobivanjem novih likvidnih sredstev (Coface Slovenija d.o.o., 2014, str. 17). Banke v Sloveniji danes ugotavljajo porast številnih investicijskih projektov, kar se odraža v povečanju zanimanja podjetij za najem kreditnega posojila. Konkurenca na trgu je visoka, saj je za tako majhen trg, kot je Slovenija, bank zelo veliko. Kljub velikemu boju za poslovne stranke in visoki likvidnosti bančnega sistema pa so banke glede odobritve posojil še vedno zelo previdne. Velik poudarek pri odobritvi posojil in odločitvenih pogojih je na oceni kreditne sposobnosti kreditjemalca. Mala podjetja imajo pogosto težave zaradi pomanjkanja poslovnega načrta, nenatančnih poročil, nerevidiranih bilanc in majhnosti kapitala (Nova Ljubljanska banka, 2014b).

MSP predstavljajo prevladujočo obliko podjetij v vseh organizacijah po svetu. Altman, Sabato in Wilson (2010, str. 3) so v svojem članku dokazali, da bi banke morale uporabiti različne postopke in bonitetne sisteme za vrednotenje malega podjetja. Novejša literatura poudarja prednosti vključevanja nefinančnih kazalnikov, kot so starost podjetja, dejavnost in oblika v povezavi s finančnimi podatki. Zbiranje nefinančnih podatkov pa ni tako enostavno. Največjo slabost predstavljajo dolgoročni postopki in visoki stroški, ki nastanejo pri zbiranju le-teh. V večini držav je problem tudi zakonodaja, ki ščiti svoja podjetja s tem, da jim po zakonu ni potrebno oddajati in razkriti vseh podatkov. Nefinančni podatki se merijo na več načinov in pri tem nimajo skupnega imenovalca. Velik problem predstavlja tudi pomanjkljivost statistične značilnosti (Ittner & Larcker, 2000, str. 4).

V zadnjih letih se izpostavlja problem natančnosti finančnih podatkov. Le-ta je prisoten zlasti v tujih državah, kjer podjetjem ni potrebno oddati popolnih finančnih podatkov, saj jim zakonodaja tega ne narekuje. Altman, Sabato in Wilson (2010, str. 2) trdijo, da finančni kazalniki ne morejo dati dovolj dobrega vpogleda v delovanje podjetja. Razlog za to je vse večja uporaba kreativnega računovodstva, ki se ga podjetja poslužujejo pri prikrivanju slabega finančnega stanja. Finančni podatki zato izgubljajo na svoji vrednosti (Hayden, 2003, str. 4).

Namen magistrskega dela je izdelati ustrezen napovedni model neuspeha slovenskih malih podjetij in preveriti izboljšanje napovedi poslovnega neuspeha malih podjetij s pomočjo nefinančnih podatkov. Cilj magistrskega dela je izdelati napovedni model skupaj z nefinančnimi podatki in potrditi glavno hipotezo, da le-ti skupaj s finančnimi podatki pripomorejo k boljši napovedni moči poslovnega neuspeha malih podjetij.

Magistrsko delo je razdeljeno na dva vsebinska sklopa. Prvi, teoretični del, bo vseboval pregled strokovne literature in pojasnilo pojmov na področju stečajnega postopka. Izdelala bom teoretični pregled malih podjetij v Sloveniji in predstavila ovire, s katerimi se soočajo na svoji poti poslovanja, kjer se bom osredotočila predvsem na vire financiranja. Dalje bom predstavila rezultate iz sekundarnih virov in tujih raziskav, ki so bile opravljene glede napovedovanja neuspeha malih podjetij.

V drugem delu bom predstavila empirično analizo neuspeha malih podjetij. Izdelala bom napovedni model s pomočjo binarne logistične regresije. V model bo vključenih 43 malih podjetij, ki so v letu 2016 pričela z stečajnim postopkom. Z uporabo 4 kriterijev, kot so dejavnost podjetja, podatek o prodaji, število zaposlenih in davčno leto, bom podjetjem v stečaju poiskala primerna podjetja, ki še vedno uspešno poslujejo. Takšen proces združevanja je zagotovilo, da dve ekstremno različni družbi ne bi bili primerjani. V končnem vzorcu bodo tako zajeta mala podjetja v razmerju 50:50. V prvi fazi drugega dela magistrskega dela bom najprej preverila, kateri finančni podatki najbolj vplivajo na stečajni postopek malih podjetij. Iz podatkovne baze podjetja Bisnode d.o.o. bom pridobila podatke za mala podjetja za obdobje 2013–2015. Kriteriji za mala podjetja so jasno predstavljeni v Zakonu o gospodarskih družbah. Da je podjetje opredeljeno kot malo, morata biti zagotovljena le dva izmed treh kriterijev. V bazo malih podjetij je posledično vključenih tudi veliko samostojnih podjetnikov, ki jih bom že takoj izključila iz nadaljnje raziskave. V drugi fazi bom nato finančne podatke združila s pridobljenimi nefinančnimi podatki in spremljala spremembe pri napovedi modela. Nefinančni podatki, ki so vključeni v model, so starost podjetja, blokada podjetja več kot 50 dni, povprečno število zaposlenih, dejavnost podjetja, opravljena revizija v podjetju, število narokov kot tožena stranka in število odprtih transakcijskih računov (v nadaljevanju TRR). Z njihovo pomočjo želim potrditi ali ovreči zastavljene posamezne hipoteze. S pomočjo metode binarne logistične regresije bom spremljala vpliv posameznega kazalnika na stečaj malih podjetij.

Na koncu magistrskega dela bom predstavila omejitve analize in končne ugotovitve.

## **1 MALA PODJETJA V SLOVENIJI**

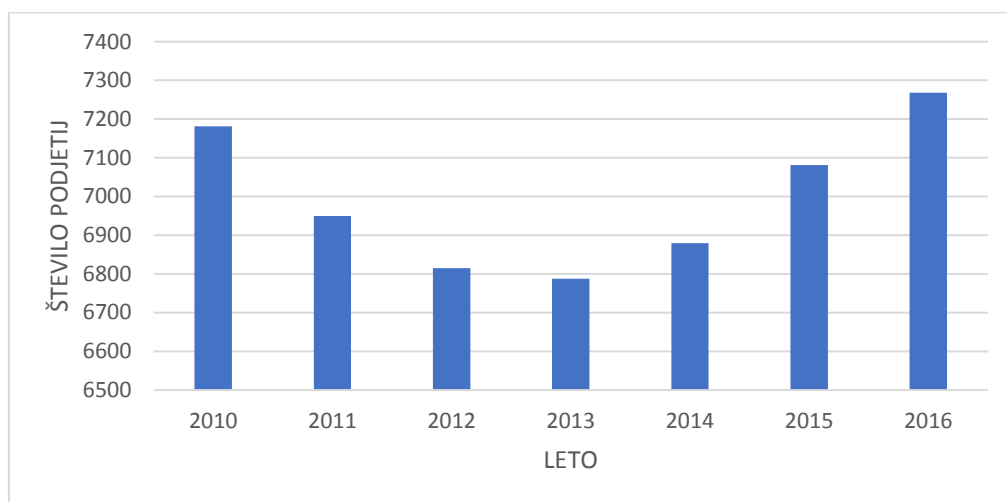
Podjetje je opredeljeno kot pravni subjekt, ki ima pravico poslovati sam, na primer za sklepanje pogodb, lastnino, prevzem obveznosti in vzpostavitev bančnih računov. Podjetja lahko razvrstimo v različne kategorije glede na njihovo velikost. V ta namen se lahko uporabljajo različna merila, vendar je najpogostejše število zaposlenih (OECD, 2018). V Sloveniji Zakon o gospodarskih družbah (ZGD-1), Ur.l. RS, št. 65/2009 razvršča družbe na mikro, majhne, srednje in velike družbe. Pri tem uporablja merila na presečni dan letne bilance stanja. Za razvrščanje uporablja povprečno število delavcev v poslovnem letu, čiste prihodke od prodaje in vrednost aktive. V magistrskem delu se bom osredotočila na majhne družbe, katerih kriterij po ZGD-1 je, da izpolnjujejo dve od spodnjih meril:

- povprečno število delavcev v poslovnem letu ne presega 50 je pa večje od 10;
- čisti prihodki od prodaje ne presegajo 8.000.000 evrov, so pa večji od 700.000 evrov;
- vrednost aktive ne presega 4.000.000 evrov, je pa večja od 350.000 evrov.

Od velikosti podjetja je odvisno, katera računovodska in davčna poročila bo podjetje konec leta moralo oddati, kaj in koliko bodo ta poročila vsebovala ter ali je podjetje zavezano k revidiranju svojih poslovnih izkazov. Velikost podjetja je tudi merilo za določanje glob in vrednotenje prekrškov po ZGD-1 ter preostalih zakonov (Data d.o.o. , 2015).

Po analizah Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (brez datuma b,v nadaljevanju AJPES) so k izboljšanju poslovanja in prepoznavnosti slovenskih podjetij v zadnjih letih najbolj pripomogla mikro in mala podjetja. Na sliki 1 lahko vidimo, da se je ponovna rast malih podjetij pričela v letu 2013, ko so si podjetja počasi opomogla od krize v letu 2011. Od tega je bilo v letu 2016 največ malih podjetij v predelovalni dejavnosti (22,6 %), trgovini, vzdrževanju in popravljanju motornih vozil (15,7 %) ter gradbeništvu (13,7 %) (Statistični urad Republike Slovenije, v nadaljevanju SURS). Kljub vedno višjemu porastu malih podjetij in boljšim gospodarskim pogojem je neuspeh določenih podjetij še vedno neizogiben. AJPES za namen informiranja javnosti že vrsto let vodi statistiko števila začetnih postopkov zaradi insolventnosti, ki kaže na to, da število stečajev podjetij v Sloveniji po letu 2015 zopet narašča.

Slika 1: Mala podjetja v Sloveniji v obdobju 2010–2016



Vir: lastno delo.

### 1.1 Stečajni postopek, pravno ozadje

Neuspeh podjetja je rezultat slabega poslovanja in pogosto napačnih odločitev vodstva. V javnosti ima negativen priokus in pomeni propad ter neuresničenost zastavljenih ciljev. Podjetja se na svoji podjetniški poti srečujejo z veliko neuspehi, ki za seboj vedno ne prinesejo dolgotrajnih posledic. Pomenijo lahko le napačno odločitev v določenem trenutku, ki jo lahko s hitrim reagiranjem v popolnosti rešijo. Na drugi strani pa slabo poslovanje in vodenja podjetja pogosto pahne podjetje na dno, iz katerega v večini primerov ne najde rešitve in izhoda. Podjetju tako ne preostane drugega, kot da prične z insolvenčnim postopkom, katerega del je tudi stečaj.

Stečajni postopek v Sloveniji je pojasnjen v Zakonu o finančnem poslovanju, postopkih zaradi insolventnosti in prisilnem prenehanju (ZFPPIPP), Ur. l. RS, št. 13/2014. V 14. členu ZFPPIPP je insolventnost opredeljena kot položaj, ki nastane, če dolжник v daljšem obdobju ni sposoben poravnati vseh svojih obveznosti, ki so zapadle v tem obdobju ali postane dolgoročno plačilno nesposoben. V Zakonu so opredeljeni trije postopki zaradi insolventnosti.

**Postopek prisilne poravnave** se vodi zoper insolventnega dolžnika z namenom, da se mu omogoči finančno prestrukturiranje. Za postopek se dolжник odloči sam. To stori, kadar oceni, da lahko z načrtom finančnega prestrukturiranja in uspešno izpeljano prisilno poravnavo izboljša svoje ekonomsko-finančno stanje ter omogoči uspešno nadaljevanje poslovanja podjetja (FURS, 2018, str. 3).

**Postopek poenostavljene prisilne poravnave** se vodi zoper mikro in majhne družbe. Njegov namen je, da se najmanjšim in hkrati najštevilčnejšim dolžnikom omogoči učinkovitejše finančno prestrukturiranje (FURS, 2018, str. 4).

**Stečajni postopek** se dalje deli na stečajni postopek nad pravno osebo, postopek osebnega stečaja in postopek stečaja zapuščine. Namen stečajnega postopka nad pravno osebo je, da upniki dosežejo plačilo svojih terjatev v enakovrednem deležu kot preostali upniki. Ob koncu stečajnega postopka se podjetje izbriše iz sodnega registra (FURS, 2018, str. 5).

Stečajni postopek lahko nastopi kot posledica neuspešne prisilne poravnave. To se zgodi v primeru, ko upniki v večini ne podprejo dolžnikovega predloga o finančnem prestrukturiranju. Predlog za začetek stečajnega postopka vloži dolжник oziroma ga predlaga poslovodstvo podjetja, kadar se ugotovi, da se insolventnosti ne more odpraviti z drugačnimi ukrepi (Coface Slovenija d.o.o., 2014, str. 4). V ta namen so v 28. in 29. členu ZFPPIPP opredeljene temeljne obveznosti poslovodstva in članov nadzornega sveta do podjetja. Po 28. členu mora poslovodstvo zagotoviti, da podjetje posluje v skladu z zakonom, da se posli podjetja vodijo profesionalno in da so solidarno odgovorni za škodo, ki nastane zaradi kršitve njihovih obveznosti, določenih v 2. poglavju zakona – *Finančno poslovanje družb in drugih pravnih oseb*. Dalje je v 42., 43. in 44. členu pojasnjena odškodninska odgovornost članov poslovodstva in nadzornega sveta za nepravočasno odzivnost na insolventnost podjetja, ki po mnenju Coface Slovenija d.o.o. (2014, str. 4) v slovenskem prostoru še ni uveljavljena v pravi meri.

Leta 2013 je insolventna zakonodaja dosegla prenovu, s katero je Ministrstvo za pravosodje želelo doseči večjo učinkovitost stečajnih postopkov in postopkov prisilne poravnave. Glavne cilje so razdelili v pet sklopov, s katerimi so poskušali izboljšati takratno gospodarsko situacijo. Prvi cilj je ohranjanje zdravih jeder podjetij v težavah, ki je ključno za mala podjetja, saj jim je bila omogočena hitrejša in cenejša izvedba finančnega prestrukturiranja. Po sprejetju predloga je bistvo poenostavljene prisilne poravnave v preoblikovanju terjatev upnikov v lastniške deleže brez soglasja lastnikov. Z drugim ciljem želijo preprečiti neprimerne povezave med insolvenčnim dolžnikom in povezanimi subjekti. S tretjo spremembo bi se izboljšal položaj upnikov, in sicer na način, ki bi jim omogočal lažje dokazovanje pogojev stečajnega postopka. Četrti cilj stremi k izboljšanju delavcev. Peti cilj pa za seboj prinese večjo učinkovitost postopkov, kot je skrajšanje postopkov, odgovornost upraviteljev tudi upnikom in ministrstvu (prej le sodišču in zbornici) ter manjši manevrski prostor za neprimerno ravnanje in zavlačevanje postopkov dolžnikov (Ministrstvo za pravosodje, 2013). Prenova zakonodaje z možnostjo preventivnega prestrukturiranja omogoča reševanje podjetij v težavah, kar pozitivno vpliva na obstoj delovnih mest in s tem zniževanje brezposelnosti v Sloveniji.

Podjetje Coface Slovenija d.o.o. (2014, st. 17) je mnenja, da so omenjene zgornje spremembe zakonodaje ZFPPIPP vplivale na strožjo definicijo insolventnosti, ki je v tistem času poleg krize dodatno pripomogla k negativnemu izidu malih podjetij. Izvedli so analizo in ugotovili, da so se makroekonomski kazalci v letu 2014 izboljšali, kljub temu pa je bilo to leto zabeleženih štirikrat več insolvenčnih postopkov kot leta 2009. Dalje pojasnijo, da je pri manjših podjetjih težje najti zdravo jedro, na katerega bi se lahko oprli pri prihodnjem uspešnem poslovanju. Hkrati je proces prestrukturiranja manjših podjetij

dolgotrajen in tvegan, od upnikov pa zahteva dodatna sredstva. Banke pri manjših dolžnikih utrpijo nižjo absolutno izgubo, kar je tudi razlog, da v večini primerov zavrnejo mala podjetja, saj ne želijo tvegati in čakati več let na poplačilo manjšega dela terjatev.

#### 1.1.1 Vzroki in prepoznavanje težav malih podjetij

Preden se podjetniki odločijo za vstop v že nasičen podjetniški trg, je pomembno, da se zavedajo dejstva, da se bodo na poti do uspeha srečali z vzponi in padci. Da bo teh padcev čim manj, lahko že na začetku s pomočjo številnih faktorjev preverijo svojo situacijo in tako ocenijo ter preprečijo neuspeh podjetja v prihodnosti. Čeprav je pomanjkanje dobičkonosnosti eden izmed glavnih razlogov za stečajni postopek malih podjetij, lahko številni drugi dejavniki preprečijo zmožnost družbe, da ustvari dobiček.

Hamel (brez datuma) meni, da se vzroki za stečaj malih podjetij skrivajo v slabih pogojih celotnega gospodarstva in specifičnega trga. Podjetja, ki poslujejo v posebnih nišah, so dovzetnejša glede nihanj potrošniških želja in letnega časa. Slovenski trg je majhen in kot tak nasičen s podobnimi izdelki. Kadar mala podjetja opravljajo podobno dejavnost velikih podjetij, imajo manj manevrskega prostora za prilagajanje cen in konkuriranje. To je eden večjih razlogov, ki zmanjša prihodek malih podjetij in jih vodi do stečaja. Drugi razlog se skriva v pomanjkanju načrtovanja in izkušenj. Podjetniki se morajo zavedati svojih zmožnosti in omejitev. Kadar vlagajo v raziskave in razvoj novega produkta, je potrebno skrbno izdelati poslovni načrt ter se že v začetni fazi prepričati o zmožnostih izpeljave projekta. Pomanjkanje izobrazbe ter izkušenj na področju financ in upravljanja lahko poveča verjetnost slabih odločitev, vendar nobeno podjetje ni immuno na napake, pa naj je to veliko ali malo podjetje. Stečaj je lahko tudi posledica slabe lokacije in napačne izbire dejavnosti podjetja. Mala podjetja imajo v osnovi manj zaposlenih, ki so potrebni za razvoj in delovanje podjetja, zato so tudi občutljivejša na izgubo ključnih zaposlenih. Tudi naravne katastrofe na malih podjetjih pustijo večje posledice in počasnejše okrevanje podjetja, saj jim povzročijo nepričakovane stroške, ki jih zaradi pomanjkanja kapitala ne morejo pokriti. Eden glavnih izzivov malih podjetij pa je financiranje. Pridobijo lahko kreditna posojila, ki jim pomagajo pri poslovanju, problem se pojavi, ko kreditno posojilo ni dovolj visoko za pokrivanje načrtovanih projektov. Banke nato niso pripravljene dodeliti dodatnih sredstev, saj se pojavi tveganje, da podjetje ne bo uspelo poplačati obveznosti. Kljub temu, da lastniki lahko zagotovijo več sredstev za kratkoročno preživetje podjetja, jim to ne pomaga, saj podjetje težje zasluži, ker mora plačati obresti na dolg.

Podatki, ki nam kažejo, da je podjetje v težavah, se torej skrivajo v slabem načrtovanju, pomanjkanju izkušenj vodstva, slabi organizaciji, naravnih katastrofah in finančnem poročilu podjetja, ki je prva pomoč pri ocenjevanju podjetja. Finančni analitiki kar hitro prepoznajo težave v finančnih poročilih podjetja, a se kljub temu poslužujejo dodatne pomoči pri branju in utemeljevanju posameznih kazalnikov podjetja ter analiziranju

nefinančnih podatkov. V praksi namreč ni dovolj, da se prepozna težava, poudarek je na vzroku težav in rešitvi le-teh, če je to mogoče.

Kadar banke ali ostali upniki in poslovni partnerji ocenjujejo tveganje podjetja, se po pomoč obrnejo na bonitetne hiše, ki jim v celoti ponudijo analizo finančne slike podjetja ter s tem prikaz njegovih morebitnih težav. Poleg tega jim na podlagi dosegljivih nefinančnih podatkov in analize panoge predstavijo dinamična tveganja podjetja. V Sloveniji poznamo več bonitetnih hiš, ki nam omogočajo hitro pridobitev ustreznih podatkov o posameznem podjetju. Glavne izmed njih so Bisnode d.o.o., AJPES, CompanyWall d.o.o., Poslovni asistent bizi in Coface Slovenija d.o.o.. Na podlagi lastnih delovnih izkušenj z eno izmed bonitetnih hiš lahko potrdim, da imajo z vse večjim naborom podatkov, ki jih bonitetne hiše prejmejo od podjetij samih, medijev in ostalih napovednih agencij, možnost izdelave modelov, ki stremijo k napovedi prihodnosti delovanja podjetja. Bonitetne hiše tako upnikom omogočijo analizo podatkov za daljše obdobje. Z bonitetnimi ocenami si upniki pomagajo pri optimizaciji in razumevanju tveganj ter lažji presoji in prepoznavanju priložnosti o morebitnem sodelovanju s potencialnim podjetjem. Od bonitetnih agencij se pričakuje, da bodo podale objektivne informacije, pridobljene na podlagi zanesljivih analitskih metod in natančnih statističnih analizah. Posledice napak bonitetnih poročil so namreč lahko ogromne. Privedejo lahko do odobritve večjega kreditnega posojila, kot ga je posamezno podjetje zmožno odplačevati, ali obratno. Prav tako se na podlagi bonitetnih poročil sklepajo nova poslovna partnerstva, ki se zaradi napačne ocene lahko končajo s propadom.

Največje težave pa podjetjem predstavlja plačilna sposobnost. Plačilna sposobnost pomeni zmožnost pravočasnega poravnavanja obveznosti podjetja, tako kratkoročnih kot dolgoročnih. Bonitetne hiše v svojih napovednih analizah upoštevajo tudi izračune povprečnih dni zamude pri plačevanju obveznosti podjetja, ki pomembno vplivajo na končno bonitetno oceno. Upniki ali novi poslovni partnerji lahko s pomočjo tega kazalnika predvidijo plačilne navade pregledanega podjetja. Tako se lahko že pred začetkom sodelovanja ustrezno pripravijo za nadaljnja pogajanja.

Pri preverjanju slovenskih podjetij v večini ni težav, saj so le-ta po zakonu obvezana k oddaji celotnih finančnih podatkov, torej so vsi podatki podjetja javno dostopni. V poslovnem registru Slovenije so podani podatki o insolvenčnih postopkih za posamezno podjetje. Dostopni so tudi podatki o blokiranih računih in številu dni blokade posameznega računa podjetja. Vse te informacije potencialnim upnikom omogočajo zelo hitro in natančno opredelitev stanja podjetja. Težave in izzivi tudi bonitetnih hiš se pojavijo pri oceni tveganja tujih podjetij. Zakonodaja po državah se razlikuje, s tem pa tudi dostopnost potrebnih informacij. V nekaterih državah (Nemčija, Švica) je zakonodaja takšna, da malim podjetjem ni potrebno razkriti podatkov iz izkaza poslovnega izida in določenih postavk v bilanci stanja. V takšnih poročilih so v ospredje postavljeni nefinančni podatki, na katerih v večini temelji bonitetna ocena. Poročila so tako pogosto brez kreditnega priporočila, ki je upnikom eden izmed najpomembnejših podatkov, ki jih zajema bonitetno

poročilo. Kreditno poročilo uporabniku sporoča, do katerega zneska je varno poslovati s potencialnim podjetjem. Ta podatek pogosto potrebujejo podjetja, ki poslujejo z novim poslovnim partnerjem. Dobavitelji si z njim pomagajo pri postavljanju plačilnih pogojev. V primeru, da ima podjetje stanje odprtih terjatev višje od vrednosti kreditnega priporočila, se priporočajo dodatna zavarovanja.

Bonitetne hiše so zelo dober in kvaliteten vir informacij o podjetjih. Upnikom so v pomoč pri prepoznavanju nevarnosti in priložnosti poslovnega sodelovanja. Kljub dostopnosti podatkov slovenskih podjetij pa še vedno niso razvile ustreznega sistema izračunavanja vpliva nefinančnih podatkov, kot so upravljanje podjetja, izkušnje posameznikov, znanje zaposlenih, naravne katastrofe itd., na poslovanje ter uspešnost podjetij. S svojimi analizami tako prepoznajo težave, poskušajo napovedati trend poslovanja podjetja v prihodnje, vendar ne prepoznajo vzrokov za težave.

Nefinančni podatki imajo torej velik vpliv na neuspeh podjetij, vendar jih je težko pridobiti in izmeriti njihovo vrednost. Kot pomoč za reševanje vzrokov za stečaj podjetij je v veliko primerih rešitev finančna moč podjetja. Zaposlene v podjetju je potrebno izobraževati, potrebno je vlagati v opremo, raziskave in razvoj. Za vse to pa je potrebno ustrezno financiranje, ki malim podjetjem predstavlja največjo začetno oviro pri vzpostavitvi svojega posla in razširitvi podjetja.

## **1.2 Dostopnost finančnih virov malih podjetij**

Višja gospodarska rast, povečanje investicijskih projektov, potencial malih slovenskih podjetij in konkurenca na trgu posojil še vedno niso omilila zaostrenih pravil glede preverjanja podjetij, ki so se vzpostavila med finančno krizo. Od finančne krize dalje banke veliko pozornosti namenijo plačilni sposobnosti oziroma denarnemu toku podjetja. Kriteriji ocenjevanja odobritve pomoči podjetjem so še vedno visoko postavljeni, kar posledično omejuje dostopnost finančnih virov malim podjetjem.

Vprašanje razpoložljivosti kredita za mala podjetja se je razširilo na svetovno raven. Kljub temu, da mala podjetja predstavljajo velik in pomemben delež gospodarstva po celem svetu, se že skozi celotno zgodovino soočajo z velikimi težavami pri dostopu do finančnih virov, s katerimi bi lahko še dodatno izkoristila svoj potencial (Berger & Frame, 2007). Raziskave nakazujejo na to, da so mala podjetja ranljivejša predvsem zaradi tega, ker so pogosto informacijsko netransparentna. Največjo vlogo pri odobritvi kredita malim podjetjem imajo finančne informacije na podlagi finančnega poročila, kapitala in sredstev. Pri tem se je v preteklosti zanemarjal pomen mehkih informacij, ki bi jih banke lahko pridobile s sodelovanjem s podjetji. Nedavni empirični dokazi kažejo na velik pomen bančnega odnosa z malimi podjetji. Banke bi morale podjetje spoznati z vseh vidikov, vzpostaviti odnos z njihovimi lastniki, upravljalci, lokalno skupnostjo in se šele nato odločiti za odobritev oziroma neodobritev kredita ter dalje obrestne mere in zahteve po zavarovanju. Na tak način bi se med podjetjem in banko vzpostavila struktura posojanja na

podlagi odnosov (Berger & Udell, 2002). Študije so tudi pokazale, da je povezanost med bančnim kreditiranjem in velikostjo ter starostjo malih podjetij negativna (DeYoung, Goldberg & White, 1999).

Preživetje in izboljšanje pogojev poslovanja malih podjetij je pogojeno z zagotavljanjem enostavnega dostopa do financiranja, zlasti pri bančnih posojilih, ki so najpomembnejši vir za zunanje financiranje teh podjetij. V nasprotju z velikimi podjetji imajo mala podjetja manj alternativnih možnosti financiranja, kar vodi k njihovi prevladujoči odvisnosti od bank. V obdobju krize je večina držav EU zmanjšala razpoložljivost posojil za mala podjetja, ki so se soočala z resnimi težavami v zvezi s financiranjem, kar je v veliki meri ogrozilo njihovo preživetje in uspešno premagovanje krize. Pogoji za odobritev kredita malim podjetjem so se poslabšali, kar se je odražalo zlasti z zvišanjem stroškov financiranja in z zategovanjem zahtev za zavarovanje podjetij (Roman & Rusu, 2012). Vse to je posledica večje negotovosti poslovanja in manjše vrednosti opredmetenih sredstev, ki jih mala podjetja lahko ponudijo kot zavarovanje. Mala podjetja svoje naložbe v zagonu usmerjajo v razvoj in inovativnost svojih produktov ter tako v večini primerov ne morejo poslovati samo z lastnimi viri in so v določenem trenutku primorana poiskati zunanje vire financiranja (Banka Slovenije, brez datuma). Evropska MSP so obremenjena tudi z višjimi obrestnimi merami kot velika podjetja. Globalna kriza je močno vplivala na njihovo zmogljivost zbiranja sredstev, saj so banke v tem obdobju zmanjšale kreditno ponudbo. Glede na razmere je EU usmerila svoje politike v dolgoročne naložbe in ugodnejše okolje za financiranje MSP. Na nacionalni ravni je večina držav zagotovila jamstva in okrepila vlogo svojih razvojnih bank. Kljub vsemu pa so ključna vprašanja, kot je financiranje inovativnih podjetij in izboljšanje preglednosti pravnih in regulatornih okvirov, še vedno odprta (Ciani, Russo & Vacca, 2015).

Pri časniku Delo (Viršek, 2016) so opravili raziskavo med bankami v Sloveniji v povezavi s povišanjem povpraševanja podjetij po kreditnem posojilu. Vse banke so povišanje delno potrdile. Pri večini vprašanih bank v Sloveniji opažajo porast povpraševanja MSP po pomoči kreditiranja proizvodnih objektov, nabave strojne opreme in financiranja v obratni kapital. Največji poudarek pri ocenjevanju tveganj posojanja MSP je še vedno na finančni sliki podjetja, torej preverbi, ali bo denarni tok zadoščal pri poravnavi bodočih finančnih obveznosti. Hkrati pa poudarjajo vedno večji pomen nefinančnih podatkov, ki se zasledijo v konkurenčnosti poslovnega modela ter ocenjevanju podjetja in njegovega potenciala. V večini bank zagovarjajo kakovosten in stalen denarni tok, pri vseh bankah pa so mnenja, da je za ocenjevanje tveganj potrebno upoštevati kvalitativne kriterije. Pri presoji projektov in vračilu kreditov se zavedajo, da sta odvisna tudi od panoge podjetja, njegovega položaja v panogi ter prihodnjih obetov. Po oceni slovenskih bank podjetja dajejo prednost bančnemu financiranju. Za alternativna financiranja se odločajo predvsem velika podjetja, ki imajo za to tudi možnosti, MSP pa imajo do teh trgov še vedno otežen dostop.

Prisotne omejitve malih podjetij otežujejo ali v nekaterih primerih onemogočajo dostop do ustreznih finančnih virov za pomoč pri poslovanju in doseganju njihovih poslovnih ciljev.

Banke so že naredile korak naprej pri pomoči in prilagajanju svojih ponudb malim podjetjem ter jim na ta način predstavile dodatne oblike financiranja, ki se jih lahko poslužujejo.

#### 1.2.1 Oblike financiranja

Zagon vsakega podjetja temelji na dobri ideji, kapitalu za ustanovitev in rasti podjetja. Hitrejša kot je rast podjetja, več finančnih sredstev je potrebnih (Zavod mladi podjetnik, 2011). Banka Slovenije vsako leto izvede raziskavo o dostopnosti finančnih virov za podjetja. V svoji raziskavi razdeli vire financiranja na notranje in zunanje.

**Notranji viri financiranja** predstavljajo lastna sredstva podjetnikov in sovlagateljev. Sredstva so po navadi v obliki kapitalskih deležev ali delnic. Zadosten lastniški kapital podjetjem ponudi boljši dostop do posojil in drugih oblik financiranja, saj jim omogoča izboljšati njihovo kreditno sposobnost. Pri takšni obliki financiranja podjetjem ni potrebno zastaviti svojih sredstev. Slabost pa je, da se prepusti del lastništva in nadzora. V primeru, da podjetje propade, vlagatelj utрпи izgubo (SPIRIT Slovenija, javna agencija, brez datuma). Banka Slovenije mednje uvršča privarčevani zaslužek in lastniški kapital.

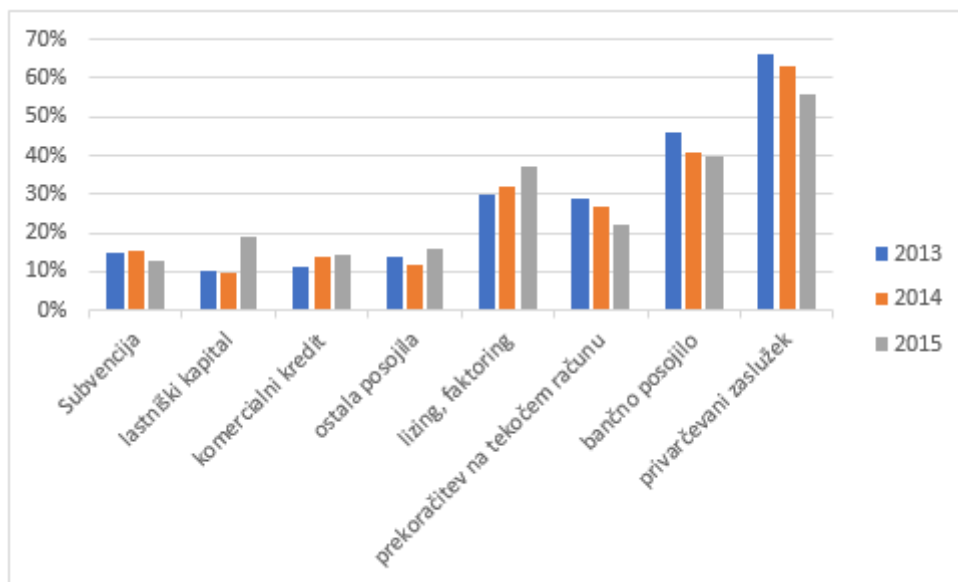
**Zunanji viri financiranja** predstavljajo potrebna sredstva, ki si jih podjetje izposodi na trgu. Pri tem nastane dolžniško-upniško razmerje, ki traja vse dokler podjetje ne vrne glavnice in obresti delodajalcu. Pomembna faktorja, ki se ju podjetje pri zunanjem financiranju mora zavedati, sta obrestna mera in doba vračila (SPIRIT Slovenija, javna agencija, brez datuma). Banka Slovenije mednje uvršča bančno posojilo, lizing, komercialni kredit, prekoračitev na tekočem računu, ostala posojila in subvencijo.

Ravno odločitev o primernem financiranju je bila v zadnjih letih razlog za propad veliko slovenskih podjetij. Oblika financiranja je temeljna funkcija podjetja, saj mu zagotavlja nemoteno poslovanje. Posledice napačne izbire so lahko usodne, ker lahko podjetje pahnejo v nelikvidnost, blokado računa, slab odnos z dobavitelji, višje stroške financiranja, nezmožnost poplačila posojil in nenazadnje do stečaja podjetja. Pri izbiri financiranja mora podjetje slediti ciljem, kot so najnižji stroški financiranja, maksimiranje vrednosti za lastnike in na drugi strani omogočena dolgoročna plačilna sposobnost podjetja. Dolg pa ne pomeni vedno slabo stvar. Kljub temu, da predstavlja tveganje pri poslovanju, pomeni tudi višjo stopnjo donosnosti kapitala in viša ceno delnice. V primerjavi s financiranjem preko kapitala je tudi cenejši vir financiranja, saj tveganje neplačila nosi banka in ne lastniki. Podjetje in lastniki morajo tako poznati mejo, do katere lahko povečujejo svoj dolg, saj ima ta na koncu negativen učinek (Banka za podjetnike, 2016).

Na sliki 2 je prikazan pregled virov financiranja v podjetjih za leta 2013, 2014 in 2015. Anketa Banke Slovenije (2016, str. 4) je pokazala, da se MSP večinoma financirajo s privarčevanimi zaslužki (56 %), z bančnima viroma, kot sta bančno posojilo (40 %) in prekoračitev na tekočem računu (22 %), ter z lizingom (37 %). Razlike med posameznimi

leti so majhne. Anketa je tudi pokazala, da se stanje v Sloveniji počasi stabilizira. Uspešnost podjetij pri pridobivanju dodatnih sredstev je bila za vse oblike financiranja ocenjena bolj kot v preteklih letih.

*Slika 2: Uporabljen vir financiranja*



*Vir: Prirejeno po Banka Slovenije (2016, str. 4).*

### 1.2.2 Ovire pri financiranju

Pričakovano je, da se podjetja v določenem obdobju za pomoč obrnejo na banko, vendar pa se morajo pri tem zavedati tudi svojih slabosti, zaradi katerih posledično pride do negativnega odziva s strani bank. Le-te v vlogah za kredit pričakujejo kvaliteten poslovni načrt, na podlagi katerega lahko ovrednotijo poslovno idejo in cilje podjetja. Veliko oviro predstavljajo tudi pomanjkljiva letna poročila, ki pogosto niso dovolj natančna. Mala podjetja niso zakonsko obvezana k oddaji revidiranih bilanc, kar jim še dodatno zniža verodostojnost podatkov in zaupanje bank. Prav tako imajo manj kapitala in zato težje zavarujejo svoja posojila, kar pa za banko pomeni dodatno in večje tveganje. Največkrat kreditno pomoč potrebujejo začetna mala podjetja, ki še ne izpolnjujejo pogojev za pridobitev bonitetne ocene ali letne bilance stanja, saj je zaradi dobe poslovanja še nimajo (Guček, 2014). Banke delujejo po sistemu posojanja, kjer se možnost kreditiranja vrednoti na podlagi sredstev, finančnega poročila in kreditne ocene. To so informacije, ki so razmeroma enostavno dostopne in zaradi katerih se zanemarjajo informacije, ki niso finančne narave (Berger & Udell, 2002).

Ovira pri odobritvi kredita s strani bank se skriva tudi v dejstvu, da mala podjetja nimajo svoje finančne oziroma računovodske službe. V večini primerov za celotno poslovanje skrbi lastnik ali direktor, ki ne odgovarja nobenemu nad seboj. Posledično ne stremi k

doseganju visoko zastavljenih ciljev dobičkonosnosti in prikazovanju uspešnih kazalnikov, ampak teži k uravnavanju dobička in zniževanju davčne osnove. Podjetja to najpogosteje storijo s prikritimi izplačili dobička, med katera se štejejo vsa izplačila, ki ne temeljijo na pravnih določilih o upravljanju delitve dobička in so pojasnjena z Zakonom o davku od dohodkov pravnih oseb (ZDDPO-2), Ur. l. RS, št. 117/2006. Na ta način podjetja načrtno prirejajo svoje rezultat, ki jim znižujejo davčno osnovo in hkrati vplivajo na znižanje preostalih kazalnikov podjetja, ki jih pri ocenjevanju le-tega upoštevajo potencialni upniki.

Usmerjenost v en sam produkt je še ena izmed nevarnosti in ovir pri doseganju boljših rezultatov malih podjetij. Zaradi finančnih ali strokovnih omejitev težje prerazporedijo tveganja med več projektov, zato so odvisna od uspešnosti določenega produkta. V primerjavi z malimi podjetji so velika podjetja v takšnih primerih v očeh upnikov varnejša, saj za svoj obstoj niso odvisna le od določenega produkta in enega trga kupcev. Mala podjetja posledično dosegajo manjšo in počasnejšo rast ter kar hitro zaostanejo za velikimi podjetji. Pojavi se lahko druga skrajnost, ko malo podjetje doseže previsoko rast, ki je ni zmožno vzdrževati.

To so le glavne ovire, ki jih mala podjetja v določeni meri lahko odpravijo in si s tem zagotovijo lažjo pot do financiranja.

## **2 OPREDELITEV FINANČNIH IN NEFINANČNIH PODATKOV ZA NAPOVEDOVANJE STEČAJA**

V sodobni teoriji je na temo stečaja in ostalih insolvenčnih postopkov podjetij opravljenih že veliko raziskav, ki so plod preteklih analiz. V zadnjih 30 letih so banke namenile ogromno sredstev za razvoj notranjih modelov, da bi z njimi natančneje ocenili finančna tveganja. Področje modeliranja kreditnega tveganja se je zato zelo hitro razvijalo. V finančnih institucijah je postalo ključna sestavina za obvladovanje tveganj (Lopez & Saidenberg, 2000, str. 151–153). Ker je tema magistrskega dela povezana z vplivom finančnih in nefinančnih podatkov na stečaj malih podjetij, bom v nadaljevanju v krajšem povzetku predstavila pretekle raziskave ter njihove glavne ugotovitve. Osredotočila se bom na ustrezno izbiro podatkov, nadaljevala s prvimi modeli napovedovanja, ki vključujejo finančne podatke, ter na koncu predstavila vedno večji vpliv in vključitev nefinančnih podatkov. Grunert, Norden in Weber (2005, str. 509) so leta 2005 predvideli, da bodo bonitetne ocene postajale vedno bolj uporabne pri določitvi regulatorne kapitalske ustreznosti za določanje profila tveganja vračanja posojil. Ker so finančni dejavniki eden glavnih faktorjev pri določitvi bonitetne ocene, je vloga nefinančnih podatkov še vedno dvoumna.

## 2.1 Rezultati tujih raziskav

Prve študije napovedovanja neuspeha podjetij so se pojavile že v šestdesetih letih v Združenih državah Amerike in so bile namenjene ocenjevanju sposobnosti združevanja javno razpoložljivih podatkov s statističnimi tehnikami. Med raziskovalci se je pojavilo veliko zanimanje za razvoj novih in preizkušanje starih modelov razvrščanja in napovedovanja neuspeha podjetij. Največji vpliv sta s svojimi deli pustila Beaver in Altman. Njuni metodi sta namreč pustili največji pečat tudi za prihodnje raziskave in so ju s pridom izkoriščala razna podjetja, bonitetne hiše in ostali (Altman, 1984, str. 172).

Analitiki so v svojih analizah iskali nove kazalnike, ki bi izboljšali napoved slabega izida za podjetje. Du Jardin (2009, str. 4–11) je v svojem članku predstavil kritični pregled metode izbire spremenljivk, ki se uporabljajo za gradnjo modela napovedi neuspeha podjetja. Analiziral je 190 študij ter prišel do zaključka, da so spremenljivke, ki najboljše odražajo neuspeh, finančni podatki, gospodarstvo in finančni trgi oziroma ocena tveganja podjetij za neuspeh. Dalje razloži, da so spremenljivke na podlagi finančnih podatkov najpogosteje uporabljene zaradi enostavnosti zbiranja in preverjanja, ne pa zaradi njihove absolutne napovedne sposobnosti. Vzroki za stečaj čez čas postanejo predvidljivi. S pomočjo temeljitega branja računovodskih podatkov lahko zaznamo skoraj vse. Njihovi simptomi so opazni in zato so finančni podatki glavni vir informacij pri načrtovanju stečajnih modelov, vendar opozarja, da neuspeha ne moremo pokazati samo z njimi. Ne glede na zahtevnost merjenja podatkov ne smemo zanemariti moči in pomembnosti nefinančnih podatkov. V članku predstavi tipologijo pogosto uporabljenih spremenljivk pri napovedi stečaja podjetij v preučevanih študijah. Razdelil jih je v šest skupin. Pričakovano je na vrhu lestvice zastopana spremenljivka finančni kazalnik (93 %), ki je sestavljena iz dveh finančnih spremenljivk in prikazuje razmerje med katerima koli postavkama v bilanci stanja ali drugih finančnih podatkov. To so spremenljivke, ki so hitro dostopne in pri zbiranju ne predstavljajo dodatnega stroška. Na drugem mestu so najpogosteje uporabljene statistične metode (28 %) kot je izračun aritmetične sredine, standardnega odklona, mediane in variance. Variabilne spremenljivke (14 %) vključujejo kazalnike, ki računajo spremembe finančnih kazalnikov med leti. Nefinančni kazalniki (13 %) so na četrtem mestu ter vključujejo kvalitativne in kvantitativne značilnosti podjetja, ki niso del računovodskih podatkov. Tržni kazalniki (6 %) so plod ocen finančnih trgov in odražajo finančno vrednost podjetja, ki je izračunana na podlagi donosa na delnico. Na zadnjem mestu so nestandardizirani finančni kazalniki (5 %), kot so kazalniki denarnega toka.

Beaver (1966, str. 71–111) je glede na razpoložljive računovodske izkaze izračunal 30 kazalnikov za napoved neuspeha podjetji. V analizi je ločil podjetja, ki so v stečaju, od podjetij, ki niso v stečaju. Izvedel je univariatno analizo, pri kateri je bil vsak kazalnik analiziran ločeno od ostalih. Prišel je do ugotovitve, da napovedi vseh kazalnikov niso ustrezne. Kot najboljši kazalnik se je izkazal kazalnik denarnega toka v celotnem dolgu.

Altman (1968, str. 589–609) je šel korak dlje in bil prvi, ki je za napoved stečaja podjetij uporabil multivariatno analizo, in sicer diskriminantno analizo. Snoval jo je na 22 začetnih finančnih kazalnikov ter na koncu prišel do ugotovitve, da le pet kazalnikov uspešno razporedi podjetja v ustrezni skupini podjetij, ki so šla v stečaj, in podjetij, ki niso šla v stečaj. S svojo analizo je Altman dokazal, da kazalniki, analizirani v okviru multivariatne analize, zavzamejo večji statistični pomen kot primerjava posameznih kazalnikov med seboj. Vendar pa s svojim modelom ni dokazal, da imajo izbrani kazalniki napovedno moč in kakšna je ta moč, saj diskriminantna analiza tega ne omogoča. Blum (1974) je nadaljeval Altmanovo idejo. Njegov model se od ostalih razlikuje v tem, da večina spremenljivk vključuje spremembe skozi čas in spremenljivost računovodskih podatkov.

V zgoraj omenjenih glavnih začetnih študijah napovedovanja stečaja podjetij je bila statistična značilnost visoka in zaradi tega uporabnost modelov upravičena. Vendar pa bi kazalniki za napoved stečaja morali upoštevati tudi gospodarske spremembe in spremembe v odločitvenih procesih. V preteklih študijah so zajeti kazalniki, ki se opirajo na informacije o trenutnem stanju podjetja, ne vsebujejo pa internih informacij o alternativnih strategijah in gospodarskih razmerah, s katerimi se srečujejo ter soočajo vodstvo podjetja in potencialni vlagatelji. Zaradi tega so uporabljeni kazalniki primerni za analize, ki temeljijo na trenutnem statusu podjetja (Johnson, 1970, str. 1166). Prav tako so zgornje analize pokazale, da je analiza njihovih kazalnikov koristna za napovedovanje neuspeha srednje velikih in večjih podjetij, v veliki meri pa so te študije zanemarile mala podjetja zaradi težav pri pridobivanju ustreznih podatkov (Edmister, 1972, str. 1477). V svojih delih so se osredotočili predvsem na industrijski sektor, pozornost so posvetili le dosegljivim računovodskim podatkom, za pojasnitev izbire spremenljivk pa so imeli na voljo malo opirajoče teorije, kar lahko izpostavimo kot pomanjkljivost njihovih modelov (Hall, 1992, str. 237).

Pompe in Bilderbeek (2005, str. 864) sta v svoji študiji s pomočjo postopne diskriminantne analize in nevronske mreže preverjala napovedno moč finančnih kazalnikov. V svoj model sta na začetku vključila 73 potencialnih kazalnikov iz skupin kazalnikov **dobičkonosnosti, likvidnosti, plačilne sposobnosti in finančnega vzvoda**. Njuna prva hipoteza, da se trend poslabšanja poslovanja podjetja prvič pokaže s kazalniki finančnega vzvoda, ki mu sledijo kazalniki dobičkonosnosti, solventnosti in nazadnje likvidnosti, ni bila potrjena. Ugotovila sta, da imajo posamezni finančni kazalniki podobno in enakopravno napovedno moč stečajnega postopka.

Blanco-Oliver, Dieguez in Alfonso (2012, str. 35–38) so s pomočjo metode logistične regresije izdelali napovedni model stečaja, ki je primeren za uporabo **malih podjetij**. V model so na začetku vključili 14 finančnih kazalnikov iz petih različnih skupin kazalnikov. Da so se izognili problemu multikolinearnosti, so za končno analizo število kazalnikov zmanjšali na pet, iz vsake skupine kazalnikov so izbrali enega. Kazalniki, ki so jih vključili v analizo, so donosnost na zaposlenega, dobičkonosnost sredstev, kazalnik deleža zadržanih dobičkov, kazalnik pokritosti kratkoročnih posojil in predstavnik skupine

kazalnikov velikosti, vrednosti sredstev. Z izbranimi kazalniki so vzpostavili ustrezen napovedni model, posebej zasnovan za mala podjetja. Kljub dokazani ustreznosti kazalnikov za napovedni model opozarjajo na previdnost pri uporabi modela v realnosti in hkrati za izboljšanje napovedi predlagajo tudi uporabo **nefinančnih kazalnikov**, ki izboljšujejo natančnost modelov stečaja.

Altman, Sabato in Wilson (2010, str. 1–6) so v svoji študiji posodobili predhodne ugotovitve Altmana in Sabata (2007), ki sta prišla do zaključka, da bi banke morale uporabiti različne postopke in bonitetne sisteme za vrednotenje **malih podjetij**. Model so preizkusili na geografsko drugem območju (prvotno v Ameriki, nato v Združenem kraljestvu). V članku poudarijo prednosti vključevanja nefinančnih spremenljivk, kot so **starost podjetja, dejavnost, velikost podjetja, število tožb, vloženih do podjetja, in mnenje revizorja** v kombinaciji s finančnimi kazalniki. Mala podjetja v večini držav niso primorana k razkritju celotnih finančnih podatkov. Z uporabo novega nabora podatkov so lahko raziskali dodano vrednost nefinančnih podatkov pri napovedi neuspeha podjetij izključno za mala podjetja. Rezultati analize so pokazali, da le-ti s svojo dostopnostjo pozitivno pripomorejo k natančnosti napovednega modela. Izpostavili so dva glavna razloga za neuspeh malih podjetij, in sicer nezadostno kapitalizacijo in pomanjkanje načrtovanja. Zelo malo podjetij ima v svoja poročila vključen poslovni načrt, ki pozitivno vpliva na bonitetno oceno podjetja, ki jo banke zahtevajo pri odobritvi kreditov.

Grunert, Norden in Weber (2005) so analizirali podatke štirih glavnih nemških bank ter prišli do zaključka, da kombinirana uporaba finančnih in nefinančnih podatkov vodi do natančnejše napovedi prihodnjih dogodkov kot samostojna uporaba le-teh. V svojo analizo so vključili nefinančna kazalnika **učinkovitost vodenja** in **tržni položaj** podjetja. Učinkovitost vodenja so definirali s pomočjo **izkušenj, izobrazbe in referenc managerja**. Analizo so izvedli v treh korakih s pomočjo treh modelov. Sprva so model testirali le na podlagi finančnih kazalnikov ter dosegli 88,7 % natančnost napovedi. Nato so samo z nefinančnimi kazalniki dosegli 89 % natančnost. V tretjem koraku pa so model testirali s kombinacijo finančnih in nefinančnih kazalnikov ter dosegli najvišjo natančnost napovedi z 91,7 %. S svojim modelom so dokazali doprinos nefinančnih kazalnikov k večji napovedni moči.

Ataollah, Wan in Veeri (2011, str. 1141) so izvedli analizo, ki koristi tako podjetju samemu kot ostalim investitorjem. Njihov model opisuje, kako lahko podjetja sama merijo in razkrivajo svojo nefinančno uspešnost ter kako lahko investitorji uporabijo merjenje nefinančne uspešnosti pri svojih poslovnih odločitvah. V članku po korakih predstavijo model, ki podjetja in potencialne investitorje vodi do učinkovitega merjenja nefinančne uspešnosti. Za izbiro primernih kazalnikov izpostavijo model **sistema uravnoveženih kazalnikov** (ang. Balance Scorecard). Ti kazalniki so zadovoljstvo strank, zadovoljstvo zaposlenih pri delu, stopnja fluktuacije, sistemi upravljanja podjetja, inovacije v podjetju, uporabljena tehnologija v podjetju in ostali. V analizi ne zanemarjajo pomembnosti

finančnih kazalnikov, ampak poudarjajo prispevek nefinančnih kazalnikov k zmanjšanju pomanjkljivosti tradicionalnih računovodskih kazalnikov.

## **2.2 Modeli napovedovanja stečaja**

Napovedovanje stečaja podjetij pridobiva vedno večjo vlogo v globalnem gospodarstvu. Stečaj je za podjetje dogodek, ki pusti znatne posledice ne samo za delničarjih, temveč tudi za upnikih. Napovedni modeli zato predstavljajo možnost hitrejšega zaznavanja težav podjetja in opozarjajo ter zmanjšujejo izgube zainteresiranih strank (Deakin, 1972, str. 167). Za napoved stečaja so se skozi leta razvili različni modeli, ki imajo svoje prednosti in slabosti, zato je izbira med njimi za empirično uporabo težka (Adnan Aziz & Dar, 2006, str. 18).

Keasey in Watson (1991, str. 89–90) sta preučila takratno tehniko napovedovanja stečaja podjetij in njihove omejitve. Prvi poskusi napovedovanja neuspeha podjetij so se pričeli z uporabo preproste univariatne analize, pri kateri gre za preučevanje posamezne statistične spremenljivke. Njeno vrednost so primerjali s standardi oziroma pridobljenim panožnim razmerjem, na podlagi tega pa so ločevali uspešna od neuspešnih podjetij. Z uporabo diskriminantne analize so se analitiki odmaknili od uporabe univariatnih analiz. Pričeli so z vse večjo uporabo multivariatne statistike, ki omogoča kombinacijo dveh ali več spremenljivk. V osnovi diskriminantna analiza razvrsti podjetja v eno od dveh skupin, uspešna ali neuspešna podjetja, in je ena izmed najbolj pogosto uporabljenih analiz za napovedovanje stečaja podjetij. Njen cilj je določiti linearno kombinacijo proučevanih spremenljivk, tako da lahko na podlagi njihovih vrednosti najboljše ločujemo skupine med seboj. Za uporabo je primerna, kadar je odvisna spremenljivka opisna, neodvisne spremenljivke pa so razmernostne. Za razliko od ostalih multivariatnih analiz se diskriminantna analiza ocenjuje na nestandardiziranih podatkih.

Dalje avtorja navajata, da novejša študije uporabljajo logit in probit modele za napovedovanje stečaja podjetja. Obe tehniki napovedovanja uporabljata kumulativne porazdelitve verjetnosti in ne zahtevata, da se neodvisne spremenljivke porazdeljujejo večrazsežno normalno. Za razliko od diskriminantne analize lahko s temi modeli določimo vpliv posamezne spremenljivke. Kljub temu se analitiki zavedajo, da različne statistične tehnike le optimalno odtehtajo predložene informacije. Ustreznost rezultatov je odvisna od razpoložljivosti podatkov, njihove strukture in stroškov pridobitve.

Ohlson (1980, str. 120) je bil eden izmed prvih, ki je opravil logistično analizo. Vzpostavil je tri različne modele napovedi stečajnega postopka z devetimi neodvisnimi spremenljivkami. Njegovi modeli so pravilno napovedali od 92 % do 96 % stečajnih postopkov, na podlagi podatkov v obdobju od enega do dveh let pred začetkom stečajnega postopka.

Adnan Aziz in Dar, (2006, str. 19–29) v svojem članku pregledno po kategorijah predstavita razvoj modelov napovedovanja stečaja podjetij. Modele sta razvrstila v tri kategorije glede na njihov glavni preiskovalni namen:

- **Klasični statistični modeli**, ki vključujejo univariatno in multivariatno analizo, logit model, linearni model verjetnosti, model delnega prilagajanja, probit model.
- **Strokovni sistemi v umetni inteligenci in reševanju modelov** (v nadaljevanju strokovni sistemi), ki so se razvili, da bi služili funkcijam kot znanje na področju inteligence in sklepanja. Mednje uvrščajo nevronske mreže, genetske algoritme, razmišljanje na podlagi primerov.
- **Teoretični modeli**, ki se za razliko od klasičnih modelov osredotočajo na vzroke za stečaj in ne na simptome. Primeri teoretičnih modelov so teorija upravljanja denarnih sredstev, teorije kreditnega tveganja, ukrepi razčlenitve bilanc in kockarska teorija uničenja, oblikovanje opcij in teoretska entropija.

Pričakovano sta prišla do ugotovitve, da so bili v preteklih študijah najpogosteje uporabljeni klasični statistični modeli (64 %), med katerimi sta na najvišjem mestu zastopana diskriminantna analiza in logit model, ki sta tudi na splošno najpogosteje uporabljena napovedna modela. Klasičnim modelom sledijo strokovni sistemi (25 %), katerih pristop je še relativno nov in kjer se v večini uporabljajo nevronske mreže. Najmanjši delež v praksi zastopajo teoretični modeli (11 %), ki so v praksi razmeroma redki s teoretsko entropijo, ki je najbolj priljubljena med teoretičnimi modeli. Z analizo sta prišla do ugotovitve, da je natančnost napovedi modela nekoliko boljša z uporabo strokovnih in teoretičnih modelov, pri čemer je potrebno upoštevati dejstvo, da izmerjena učinkovitost temelji na manjšem številu študij. Na drugi strani je bila natančnost modelov diskriminantne analize in logit modela v sorazmerno velikem številu študij visoka z nizko stopnjo napak tipa I in II. V zaključku članka navedeta, da so bili v večini preteklih raziskav zastopani majhni vzorci podjetij. To ne bi smelo vplivati na prihodnje raziskave, lahko pa povzroči, da se raziskovalci oddaljijo od metodologije, kjer so za ustrezno izvedbo analiz potrebni veliki vzorci. Predlagata, da bi bilo koristno v modele poleg finančnih podatkov vključiti tudi **strukturo upravljanja podjetij**, kjer so opredeljeni odnosi med različnimi udeleženci v podjetju. Vsak oddelek ima zastavljene svoje cilje, ki v povezavi z ostalimi oddelki pripomorejo k doseganju ciljev podjetja. Na podlagi tega bi lahko merili ustrezno izpeljane projekte za doseganje ciljev in njihovo uspešnost ter posledično sodelovanje med oddelki za doseg skupnih ciljev.

Hayden (2003, str. 5–6) v svojem delu poudari, da je pomembno, da se model in izbira spremenljivk eden drugemu prilagajata. Model za oblikovanje opcij se lahko uporabi v primeru, če so znani **tržni podatki**, ki pa so pogosto nedosegljivi oziroma težko dostopni, zato se model v praksi ne pojavlja pogosto. Mnenje strokovnjakov na podlagi klasičnih modelov temelji na dejanskih podatkih, vendar je lahko mnenje subjektivno. Na koncu ostanejo statistični modeli, ki dajejo najustreznejšo in natančno napoved. V tej skupini so

na eni strani logit in probit modeli, ki na splošno vodijo do podobnih rezultatov, na drugi strani pa sodobnejše nevronske mreže.

Omenjene nevronske mreže predstavljajo naprednejšo metodo napovedovanja neuspeha podjetij. Prednost uporabe umetnih nevronskih mrež (ang. artificial neural network) je v tem, da lahko odkrijejo nelinearne odnose in pripeljejo do boljših rezultatov. Njihova prednost je tudi v prepoznavanju pomembnih informacij ter izločitvi nepomembnih informacij iz nejasnih vzorcev. Model temelji na živčnih sistemih, sestavljenih iz sklopa računalniških enot, imenovanih sinapse, ki posnemajo delovanje človeških možganov. Njihova uporaba je primerna pri predvidevanju novih situacij (Mramor & Fiorentin, 2007, str. 1–2).

Alfaro, Garcia, Gamez in Elizondo (2008, str. 110–120) v svoji študiji predstavijo alternativno metodo nevronskih mrež, in sicer meta analizo oziroma meta algoritem, imenovan AdaBoost. Ta metoda temelji na združevanje posameznih rezultatov že opravljenih analiz. Prednost analize je v tem, da nam omogoča učinkovitejše izkoriščanje obstoječih podatkov, povezovanje rezultatov in s tem močnejše povezovanje domnev ter zanesljivejše rezultate. V članku primerjajo natančnost napovedi obeh tehnik. Pri tem so upoštevali tako finančne kot tudi nefinančne kazalnike, med katere so vključili velikost podjetja, dejavnost in pravno strukturo podjetja. Analizo so dalje izvedli s pomočjo odločitvenih dreves, s katerimi so pridobili ustrezno utež, ki jo ima posamezna pretekla študija v analizi. Rezultati so pokazali izboljšanje natančnosti meta analize v primerjavi z metodo nevronskih mrež.

Izbira metode napovednega modela stečaja podjetij je raznolika. Odvisna je od analitikovega predhodnega statističnega znanja, poznavanja statističnih orodij, dosegljivost orodij in razpoložljivega nabora podatkov.

## **2.3 Finančni in nefinančni podatki**

Obstajajo tri glavne skupine spremenljivk, na podlagi katerih lahko napovedujemo stečaj podjetja. Prva skupina so računovodske kategorije, ki so javno dostopne in za katere so podjetja obvezana k razkritju. Drugo skupino predstavljajo tržne spremenljivke, kot je vrednost kapitala, tretjo pa mehke informacije, med katere uvrščamo konkurenčni položaj podjetja, sposobnost upravljanja, poznavanje podjetja. V preteklosti so se banke zanašale na računovodske podatke in strokovno znanje svojih analitikov, ki so preučevali kombinacije računovodskih podatkov in kvalitativnih spremenljivk, s pomočjo katerih so ocenili kreditno tveganje podjetja. Zaradi raznih zlorab in vse pogostejše uporabe kreativnega računovodstva so banke v svoj model ocenjevanja podjetij uvrstile tudi kvantitativne tehnike ocenjevanja (Hayden, 2003, str. 4).

Finančni podatki malih podjetij so lahko dosegljivi, saj so objavljeni v letnem poročilu podjetja, ki je sestavljeno iz računovodskega in poslovnega poročila. Pomanjkljivost

podatkov malih podjetij v primerjavi z velikimi je v tem, da niso obvezujoči k revidiranosti podatkov in so zaradi tega manj zanesljivi, saj ne podajo realne slike finančnega stanja podjetja. Računovodski podatki nam prikazujejo delovanje podjetja v preteklosti, kar je premalo za kvalitetno ocenjevanje njegovega poslovanja v prihodnosti. S pomočjo poslovnega poročila pa lahko podjetja javnosti predstavijo svoje načrte za prihodnost, analizo upravljanja s tveganji, svoje dosežke, podatke o prodaji in ostalo. Ravno to je šibka točka malih podjetij, saj imajo velika podjetja obširna letna poročila, z veliko dodatki in kvalitetnim poslovnim delom, ki jim dviguje oceno pri potencialnih upnikih.

Pridobitev finančnih podatkov danes ni težka, saj so ti javno objavljeni. Casey (1980, str. 36) je prišel do ugotovitve, da ni pomembna količina informacij, ampak njihova kvaliteta in ustreznost. K sodelovanju je povabil 122 bančnih analitikov, ki so preverjali učinke obremenitve dosegljivih računovodskih informacij na njihovo sposobnost napovedi stečaja podjetja. Razvrščeni so bili v eno od treh poizkusnih skupin, kjer jim je bilo ponujeno različno število računovodskih informacij, njihova naloga pa je bila, da uspešno razvrstijo podjetja, ki bodo v prihodnjem triletnem obdobju pričela s stečajnim postopkom. Izkazalo se je, da so analitiki z največjim dostopom do računovodskih podatkov porabili največ časa pri izboru pomembnih kazalnikov z visoko napovedno močjo. Beaver (1966, str. 71) je za izbiro ustreznih finančnih kazalnikov izpostavil tri kriterije:

- priljubljenost kazalnika v literaturi;
- kazalnike, ki so se že v preteklosti izkazali kot ustrezni;
- kazalnike, ki so opredeljeni v konceptu denarnega toka.

Kljub vsem nevarnostim, ki danes vplivajo na slabše zaupanje v finančne podatke, se le-ti v literaturi še vedno pojavljajo kot glavni kazalniki pri napovedovanju stečajev podjetij.

Ittner in Larcker (2000) predstavita pomanjkljivosti finančnih kazalnikov in prednosti nefinančnih kazalnikov. Izbira kazalnikov in njihovo vrednotenje je ključ do uspešne strategije podjetja ter doseganja njegovih ciljev. Neustrezno vrednotenje in napovedovanje uspešnosti oziroma neuspešnosti podjetij je pripeljalo do uravnoveženosti kazalnikov, sestavljenih iz obeh skupin. Izpostavila sta spodnje prednosti, ki jih prinese upoštevanje nefinančnih kazalnikov:

- **Povezava z dolgoročnimi organizacijskimi strategijami:** sistemi finančnega vrednotenja se v primerjavi z računovodskimi merili osredotočajo na letno oziroma kratkoročno uspešnost in izpustijo cilje, ki so pomembni za doseganje dolgoročne donosnosti, konkurenčne moči in strateških ciljev. S kombinacijo računovodskih podatkov z nefinančnimi pri izvajanju strateških načrtov lahko podjetja predstavijo svoje cilje navzven in s tem spodbujajo managerje k uresnitvi dolgoročne strategije. S temi podatki bi lahko merili uspešnost doseganja ciljev, število doseženih ciljev, sodelovanje med posamezniki in ostale.

- **Neopredmetena sredstva kot gonilo uspeha:** v finančnem svetu je težko izmeriti vrednosti neopredmetenih sredstev, kot so intelektualni kapital, zvestoba kupcev, moč blagovne znamke, ki pa jo nefinančni podatki posredno s količinskimi kazalniki lahko. Vrednost neopredmetenih sredstev bi lahko merili s pomočjo kazalnika novih inovacij v podjetju, na podlagi idej, ki jih posredujejo zaposleni, tržnega deleža podjetja, števila novih patentov, vrednosti patentov itd.
- **Nefinančni kazalniki so boljši kazalniki bodoče finančne uspešnosti:** kljub temu, da sta končni uspeh podjetij finančna uspešnost in dobiček, se lahko zgodi, da sedanji ukrepi ne kažejo dolgoročnih koristi od trenutno sprejetih odločitev. Najboljši primer za to so vlaganja v raziskave in razvoj, katerih rezultati niso vidni v istem obdobju, kot nastanejo stroški, ampak se koristi pojavijo v prihodnosti. Naložbe v zadovoljstvo kupcev lahko izboljšajo nadaljnjo uspešnost podjetja s povečanjem prihodkov, zvestobe obstoječih strank in z zmanjšanjem transakcijskih stroškov. Takšni primeri nefinančnih podatkov lahko dvigujejo donosnost podjetja. Vmesni rezultati raziskav lahko ponazarjajo prihodnje denarne tokove, ki jih drugače ne moremo zajeti.

Kljub vsem prednostim avtorja na drugi strani izpostavita pomanjkljivosti, na katerih bo potrebno še veliko razvoja:

- **Čas in stroški zbiranja nefinančnih podatkov:** ugotovila sta, da so stroški sistema, ki spremlja veliko število nefinančnih podatkov, večji od njihovih koristi.
- **Neenotno merjenje nefinančnih kazalnikov:** vrednotenje uspešnosti podjetja je težko, če so kazalniki ovrednoteni nekateri v količinah ali odstotkih oziroma v ostalih poljubnih načinih.
- **Pomanjkanje vzročnih povezav pri sprejemanju ukrepov:** neznane ali napačne povezave lahko povzročijo, da se pozornost usmeri na napačne cilje in da izboljšav ni možno povezati s kasnejšimi rezultati
- **Pomanjkanje statistične značilnosti:** nefinančni podatki pogosto temeljijo na anketah, s katerimi težje napovemo prihodnje rezultate podjetja in na splošno kažejo na slabo statistično značilnost.

Možnosti za izbiro finančnih kazalnikov v literaturi je veliko. Du Jardin (2009, str. 6-9) je ob pregledu literature ugotovil, da je bilo v zadnjih štiridesetih letih uporabljenih več kot 500 različnih kazalnikov za izdelavo modelov napovedi stečaja podjetij. Zaradi tega se analitiki pogosto odločijo za postopek v dveh korakih, saj jim to omogoči, da v končni model vključijo le najboljše spremenljivke. Za redukcijo podatkov lahko uporabimo več analitičnih orodij, kot so neparametrični test mediane, Spearmanov korelacijski koeficient, faktorska analiza ali analiza glavnih komponent, rudarjenje podatkov in ostali (Jovan & Šušterič, 2004, str. 7–8). Eden izmed problemov pri izbiri ustreznih kazalnikov za mala podjetja se pojavi v različnem vrednotenju in prikazovanju bilanc podjetij od ostalih držav, zato jih je posledično težje povzeti po tuji literaturi. Pri napovedovanju stečaja je tako potrebno v obzir vzeti tudi zakonodajo in računovodske standarde, ki veljajo za posamezno

okolje in velikost podjetja. Prav tako se analitiki v raziskavah velikokrat odločijo za analiziranje podjetij iz določene panoge in temu primerno izbiro kazalnikov. Upniki pri malih podjetjih na prvo mesto postavljajo finančno moč in plačilno sposobnost podjetja.

Tudi izbira nefinančnih podatkov je vse večja. Njihov glavni problem pa predstavljata čas in stroški zbiranja podatkov, ki jih zunanji uporabniki pridobijo na terenu. Pri tem se najpogosteje uporabijo ankete in intervjuji. Upnikom so tako v največ primerih nedosegljivi, zato je potrebno, da podjetja v svojih poslovnih poročilih poročajo o svojih dosežkih zunaj in znotraj podjetja.

### **3 EMPIRIČNA ANALIZA**

#### **3.1 Hipoteze**

Cilj magistrskega dela je izdelati napovedni model skupaj z nefinančnimi podatki in potrditi glavno hipotezo, da le-ti pripomorejo k boljši napovedni moči poslovnega neuspeha malih podjetij. Zaradi navedenih omejitev pridobitve nefinančnih podatkov sem se odločila, da se v svojem modelu osredotočim na kazalnike, ki jih lahko pridobimo preko bonitetnih agencij, ki jih vsakodnevno spremljajo pri napovedih bonitetnih ocen podjetij. V svojem raziskovalnem modelu želim potrditi naslednje hipoteze.

**H1: Nefinančni podatki izboljšujejo napovedni model stečaja malih podjetij.**

Splošni cilj finančnih podatkov je zagotoviti koristne informacije potencialnim vlagateljem, upnikom in drugim, ki podjetju pomagajo pri naložbah, kreditih ter ostalih poslovnih odločitvah (Obaidat, 2007, str. 26). Kot kažejo študije, ki sem jih predstavila v poglavju o finančnih in nefinančnih podatkih, je verodostojnost finančnih podatkov pri uporabi napovedovanja neuspeha podjetij vprašljiva. V svojem modelu želim tako dokazati, da nefinančni podatki pozitivno pripomorejo k napovedi finančnih podatkov in jih zaradi tega v prihodnjih modelih ne smemo zanemariti. Hipotezo bom preverjala s pomočjo primerjave uspešnosti razvrstitve enot v treh zaporednih letih.

**H2: Blokada računa za več kot 50 dni izboljšuje napovedni model stečaja malih podjetij, saj z višanjem števila dni blokiranega računa nad 50 dni pozitivno vpliva na možnost stečaja malih podjetij.**

Do blokade transakcijskega računa pride v primeru, ko podjetje ni sposobno plačati in poravnati vseh obveznosti do davčne uprave ali drugega upravičenca. Drugi razlog za blokado računa pa je neplačilo poslovnim partnerjem. Ti imajo dve poti za doseg plačila svojih terjatev. To lahko storijo preko spletnega portala e-sodstvo ali pa se odločijo za sodni pristop, ki pa je dražji (Nova Ljubljanska banka, 2014a). Stanič in Petrič (v Viršek, 2017) menita, da odprtje novega TRR ne predstavlja nevarnosti. Po drugi strani pa je blokada računa pokazatelj zmanjšanja dostopa podjetja do finančnih virov in posledično

zamujanja s plačili. Pred napačnim korakom se podjetja lahko zavarujejo s predhodno preverbo sedanjega ali bodočega partnerja pri bonitetnih agencijah, ki vseskozi spremljajo poslovanje podjetja. V svojem modelu sem blokado definirala kot blokado računa podjetja več kot 50 dni, saj se od te točke navzgor šteje, da je potrebno biti pazljiv pri sodelovanju s tem podjetje.

### **H3: Število zaposlenih izboljšuje napovedni model stečaja malih podjetij, saj število zaposlenih negativno vpliva na možnost stečaja.**

Manjše število zaposlenih ne pomeni manj znanja, dela, zanimivosti za investitorje. Prednost manjšega števila zaposlenih se kaže v večji fleksibilnosti, kjer je posel odvisen od manjšega števila ljudi in posledično lažjega prilagajanja novostim na trgu. Prednost malih podjetij je tudi v razvijanju globljih povezav med kadri, poslovnimi partnerji in strankami (Data d.o.o., 2013). A kljub navedenim prednostim so mala podjetja ranljivejša glede izgube ključnih zaposlenih. V velikih podjetjih se posamezniki medseboj pokrivajo in ob primeru izostanka zaposlenega ne utrpijo dolgotrajnih posledic, saj imajo na voljo osebo, ki bo lahko njegovo delo prevzela brez vidnih negativnih posledic.

### **H4: Starost podjetja izboljšuje napovedni model stečaja malih podjetij, saj starost podjetja negativno vpliva na stečaj malih podjetij.**

Altman, Sabato in Wilson (2010, str. 22) so v svoji študiji prišli do zaključka, da je starost ustrezen pokazatelj uspešnosti podjetja. Podjetja, ki na trgu preživijo dlje časa, so odpornejša in izkušenejša od mlajših podjetij in zato v redkejših primerih zaidejo v težave, ki se končajo s stečajem podjetja. Prišli pa so do pomembne ugotovitve, da so podjetja v starostni skupini od treh do devetih let dovetnejša za neuspeh. To starostno obdobje so povzeli po raziskavi Hudsona (1987, str. 200), ki je prvi dve leti opredelil kot medene tedne. Tudi sama sem v modelu spremenljivko starost definirala na podoben način, in sicer, da se možnost za stečaj malih podjetij s starostjo podjetja nad devet let zmanjšuje.

### **H5: Opravljena revizija izboljšuje napovedni model stečaja malih podjetij, saj opravljena revizija negativno vpliva na stečaj malih podjetij.**

V skladu z ZGD-1 so k obvezni reviziji zavezana srednja in velika podjetja, medtem ko so mikro in mala podjetja le-te oproščena. Se pa slednja lahko sama odločijo za revizijo podjetja ter s tem povišajo svoj ugled pri poslovnih partnerjih in bankah. Opravljena revizija lahko pripomore k dvigu vrednosti podjetja, kadar je to pred prodajo. Podjetja se zanj odločijo tudi zaradi lastne varnosti. Seow (2001, str. 61–76) je v Veliki Britaniji opravil anketo z namenom preučitve teoretičnih in ekonomskih razlogov za odločitev opravljanja revizije med malimi podjetji. Prišel je do ugotovitve, da se podjetja v veliki meri odločijo za opravljeno revizijo, če to zahteva njihov poslovni partner. Največjo zavoro pred revizijo jim predstavljajo stroški v obliki denarnih sredstev in tudi čas, ki ga mora manager nameniti za pripravo vseh dokumentov. Z opravljanjem revizije je lahko moteno tudi tekoče poslovanje. Revizija je po zgornjih argumentih dobra investicija

podjetja. V svojem modelu sem spremenljivko revizija opredelila kot dihotomno spremenljivko, kjer vrednost 0 pomeni neopravljena revizija, vrednost 1 pa opravljena revizija.

**H6: Število narokov kot tožena stranka izboljšuje napovedni model stečaja malih podjetij, saj število narokov pozitivno vpliva na stečaj malih podjetij.**

Kadar je podjetje v tožbi, se v očeh sedanjih in potencialnih partnerjev prikaže rdeč alarm. Poznamo več vrst tožb, pri podjetjih pa gre v večini za odškodninske tožbe. Pri tem se sproži pravdni postopek, v katerem tožnik od sodišča zahteva, da od toženca pridobi plačilo pravične denarne odškodnine (Mele, brez datuma.). Število narokov kot tožena stranka je v modelu opredeljeno s številom tožb.

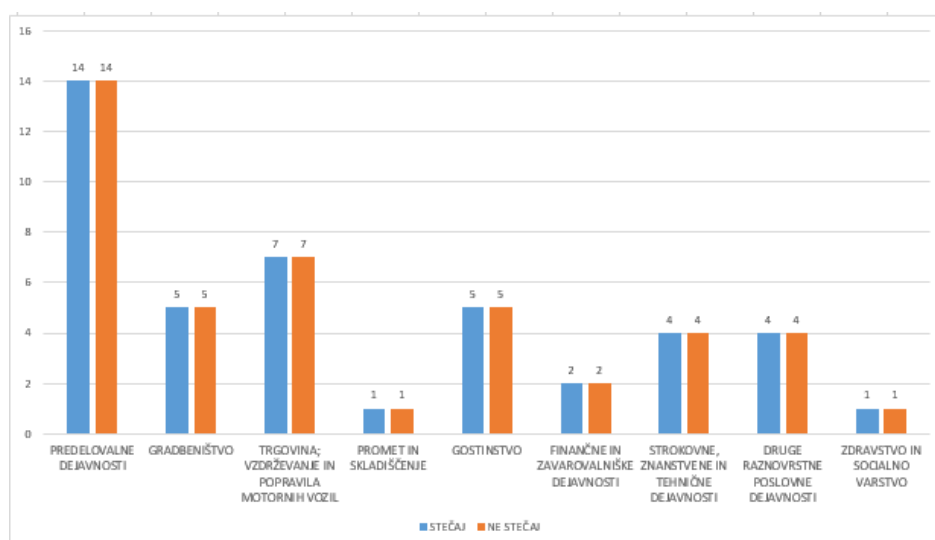
**H7: Število odprtih TRR izboljšuje napovedni model stečaja malih podjetij, saj večje število odprtih TRR negativno vpliva na stečaj malih podjetij.**

Za podjetja je bistveno, da imajo odprt en transakcijski račun, dejansko pa se veliko podjetij odloči za več računov, kar predstavlja določene prednosti. Na prvem mestu je varnost. Obstaja namreč možnost za vdor v račun podjetja in krajo sredstev z računa. Ustanovitev drugega računa lahko pomeni priložnost za spremembo banke, ki podjetju ponudi boljše poslovanje in ugodnejše pogoje pri kreditiranju. Ločeni računi omogočajo boljši pregled stanja podjetja. Podjetja pogosto uporabljajo en račun za plačevanje stroškov, drugega pa za »zlato rezervo« in vlaganje v razvoj podjetja (Prosser, 2016).

### 3.2 Vzorec

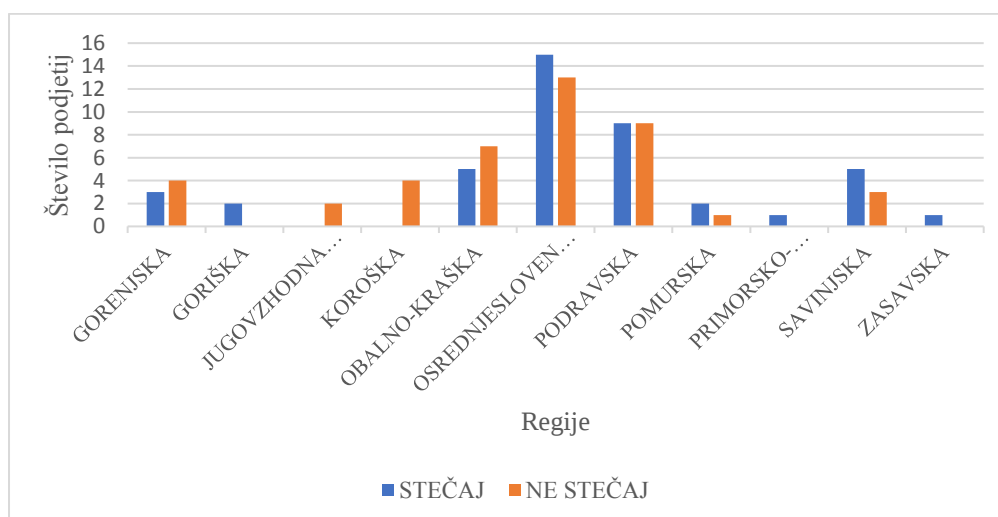
V letu 2015 je bilo v Sloveniji 6.984 malih podjetij, ne upoštevajoč s. p.-jev. Od teh podjetij je 43 malih podjetij v letu 2016 pričelo s stečajnim postopkom. Na podlagi števila zaposlenih, starosti, dejavnosti in prihodkov od prodaje podjetij, ki so šla v stečaj, sem poiskala njim podobna podjetja, ki niso šla v stečaj. Tako imam v svojem modelu zajetih 86 podjetij v razmerju 50:50. Iz slike 3 je razvidno, da je šlo v stečaj največ podjetij iz predelovalne dejavnosti, natančneje s področja 25, *proizvodnje kovinskih izdelkov, razen strojev in naprav*, kot je opredeljeno v Standardni klasifikaciji dejavnosti – SKD 2008 (SURS, 2010). Najmanj malih podjetij je zabeležilo stečaj v dejavnosti *promet in skladiščenje ter zdravstvo in socialno varstvo*. Na sliki 4 prikazujem regije, v katerih se nahajajo podjetja v stečaju in tista, ki niso v stečaju. Regija, v kateri je bila stopnja podjetij s pričetkom stečaja najvišja, je osrednjeslovenska regija. Iz regij jugovzhodne Slovenije, koroške in primorsko-notranske v letu 2016 ni šlo v stečaj nobeno malo podjetje.

Slika 3: Dejavnosti podjetij po SKD 2008



Vir: lastno delo.

Slika 4: Stečaji malih podjetij po regijah



Vir: lastno delo.

### 3.3 Neodvisne spremenljivke v analizi

Za kredibilen model je v začetku potrebno izbrati primerne neodvisne spremenljivke, v našem primeru finančne in nefinančne kazalnike, ki so povezani z napovedovanjem stečaja malih podjetij. V literaturi obstaja več 100 finančnih kazalnikov, vendar so le-ti med seboj visoko korelirani, zato vsi ne pridejo v poštev v multivariatnih modelih. Izbira primernih finančnih kazalnikov je zato eden izmed najpomembnejših korakov. Za izbor finančnih kazalnikov sem se odločila na podlagi kriterijev, ki jih je v svoji analizi predstavil Beaver, torej glede na priljubljenost in uporabo kazalnika v literaturi in glede na kazalnike, ki so se

v preteklosti že izkazali kot ustrezni. V literaturi so priljubljene skupine kazalnikov financiranja, plačilne sposobnosti in dobičkonosnosti. Odločila sem se za izbor 17 finančnih kazalnikov iz šestih različnih skupin.

## 1. KAZALNIKI INVESTIRANJA

$$\text{Delež osnovnih sredstev v sredstvih (OS)} = \frac{\text{opredmetena osnovna sredstva}}{\text{sredstva}} \quad (1)$$

Kazalnik nam kaže odstotek oziroma delež, ki ga imajo stalna sredstva med vsemi sredstvi podjetja. Vrednost kazalnika je odvisna od dejavnosti, ki jo podjetje opravlja. V vzorec je zajetih približno pol podjetij, ki delujejo v tehnološko intenzivnih dejavnostih, in pol tistih, ki opravljajo storitvene ali trgovske dejavnosti.

## 2. KAZALNIKI FINANCIRANJA

$$\text{Delež kapitala v financiranju (DK)} = \frac{\text{kapital}}{\text{obveznosti do virov sredstev}} \quad (2)$$

Velikost kazalnika pove, kolikšna je finančna odvisnost podjetja od zunanjih virov financiranja. Podatek je zanimiv tako za posojilodajalce kot tudi za lastnike kapitala. Za prve je pomembno, da je vrednost tega kazalca čim večja, lastnikom kapitala pa prevelik delež kapitala v financiranju pogosto ne ustreza. Visok delež kapitala zmanjšuje nevarnost, da bi nastopila plačilna nesposobnost. Visoka stopnja udeležbe tega vira je znak večje neodvisnosti od posojilodajalcev, zato ima podjetje manjše stroške financiranja in manjše denarne odlive (Slapničar, brez datuma, str. 9).

$$\text{Delež dolgov v financiranju (DD)} = \frac{\text{dolg}}{\text{obveznosti do virov sredstev}} \quad (3)$$

Kazalnik nam kaže dolžniško financiranje vseh sredstev. Bolj kot je podjetje odvisno od tujega financiranja, višja bo vrednost kazalnika, ta pa za upnike predstavlja višje tveganje. Kazalnik je pomemben za upnike, saj jim sporoča tveganje glede vračila posojila. Pokaže jim vpliv dodatnega posojila glede na finančno tveganje gospodarske družbe. Kadar je rast podjetja dovolj visoka za pokrivanje financiranja s tujimi viri in dokler lahko podjetje pokriva tekoče stroške, to lahko prenese visoko zadolžitev. Če podjetje ne more zagotoviti teh pogojev, obstaja velika nevarnost plačilne nesposobnosti. Po drugi strani je dolžniško financiranje za podjetje cenejše, kar pa lahko v najslabšem primeru pripelje do prekomernega zadolževanja in plačilne nesposobnosti podjetja (Bisnode d.o.o., brez datuma, str. 3).

$$\text{Kapitalska pokritost dolgoročnih sredstev (KPS)} = \frac{\text{kapital}}{\text{dolgoročna sredstva}} \quad (4)$$

Kazalnik nam kaže lastniško financiranje dolgoročnih sredstev. Vrednost kazalnika nad 1 nam pove, da podjetje z lastniškim kapitalom pokriva najbolj nelikvidna sredstva, kar povečuje varnost upnikov (Slapničar, brez datuma, str. 10).

$$\text{Finančni vzvod (FV)} = \text{finančne in poslovne obveznosti/kapital} \quad (5)$$

Finančni vzvod nam pokaže način financiranja podjetja. Nižja vrednost kazalnika nam kaže na večjo finančno moč podjetja.

### 3. KAZALNIKI PLAČILNE SPOSOBNOSTI

$$\text{Kratkoročni koeficient likvidnosti (KK)} = \text{kratkoročna sredstva/kratkoročne obveznosti} \quad (6)$$

Kratkoročni koeficient meri stopnjo, do katere kratkoročna sredstva krijejo kratkoročne obveznosti. Višja vrednost kazalca (večja od 1) pomeni, da bo podjetje lažje poravnalo kratkoročne obveznosti. Z vidika upnika višji koeficient pomeni zaščito proti drastični izgubi v primeru propada podjetja (Slapničar, brez datuma, str. 12).

$$\text{Pospešeni koeficient likvidnosti (PK)} = \text{likvidna sredstva/kratkoročne obveznosti} \quad (7)$$

Pri tem kazalniku primerjamo kratkoročna sredstva, zmanjšana za zaloge, s kratkoročnimi obveznostmi. Največja izrazna moč pospešenega koeficienta je v tem, da prikazuje vpliv višine zalog in njenih sprememb na finančno ravnotežje podjetja (Slapničar, brez datuma, str. 12).

$$\text{Razmerje med kratkoročnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi iz poslovanja} = \frac{\text{kratkoročne poslovne terjatve}}{\text{kratkoročne poslovne obveznosti}} \quad (8)$$

Kazalnik nam pove, koliko kratkoročnih obveznosti bi lahko poravnali z unovčenjem kratkoročnih terjatev. Je grob pokazatelj plačilne sposobnosti, saj ne vključuje primerjave rokov dospelosti kratkoročnih terjatev iz poslovanja z roki dospelosti kratkoročnih obveznosti iz poslovanja (Slapničar, brez datuma, str. 12).

$$\text{Servisiranje dolga (SD)} = (\text{čisti poslovni izid} + \text{odpisi vrednosti})/\text{celotni odhodki} \quad (9)$$

Kazalnik nam prikaže kratkoročno plačilno sposobnost, ki je pokazatelj likvidnosti podjetja. Za podjetje je najboljši pokazatelj kratkoročne sposobnosti denarni tok, ki pa ga zunanji uporabniki težko pridobijo. V teoriji se tako pojavlja poenostavljen kazalnik denarnega toka, ki je vsota poslovnega izida in odpisov vrednosti (amortizacije). Za uporabo kazalnika so v tem primeru izdatki enaki odhodkom, kljub temu da se zavedamo, da vsak izdatek ni odhodek in obratno. Višja kot je vrednost kazalnika, boljše je (Bisnode d.o.o., brez datuma, str. 5–6).

$$\text{Kreditna izpostavljenost (KI)} = \text{kratkoročne poslovne terjatve/poslovni prihodki} \quad (10)$$

Kazalnik nam meri razmerje med kratkoročnimi poslovnimi terjatvami in poslovnimi odhodki. Višja kot je vrednost kazalnika, večja je kreditna izpostavljenost podjetja do

svojih upnikov, saj ima podjetje večji delež neporavnanih terjatev (Bisnode d.o.o., brez datuma, str. 6).

#### 4. **KAZALNIK OBRAČANJA**

$$\text{Koeficient obračanja sredstev (KS)} = \frac{\text{čisti prihodki od prodaje}}{\text{povprečna sredstva}} \quad (11)$$

S koeficientom obračanja sredstev merimo delež celotnih prihodkov v sredstvih. Preko kazalnika lahko upniki razberejo, koliko celotnih prihodkov ustvari posamezno podjetje na dana sredstva. Višja vrednost pomeni, da podjetje posluje uspešneje, kar vpliva na bolj likvidno stanje podjetja. Podjetja, ki dosegajo visoko vrednost kazalnika delež dolga v financiranju in nizko vrednost kazalnika obračanja sredstev, imajo večjo verjetnost, da postanejo plačilno nesposobna (Bisnode d.o.o., brez datuma, str. 9).

#### 5. **KAZALNIKI GOSPODARNOSTI**

$$\text{Celotna gospodarnost (CG)} = \frac{\text{celotni prihodki}}{\text{celotni odhodki}} \quad (12)$$

Kazalnik nam meri razkorak med doseženimi celotnimi prihodki in celotnimi odhodki. Vrednost kazalnika nad 1 pomeni, da je podjetje poslovno uspešno (AJPES, brez datuma a)

$$\text{Gospodarnost poslovanja} = \frac{\text{poslovni prihodki}}{\text{poslovni odhodki}} \quad (13)$$

Kazalnik meri razkorak med ustvarjenimi poslovnimi prihodki in poslovnimi odhodki. Podjetje posluje z dobičkom iz poslovanja, kadar je vrednost kazalnika nad 1 (AJPES, brez datuma a).

#### 6. **KAZALNIKI DOBIČKONOSNOSTI**

$$\text{Čista donosnost sredstev (ROA)} = \frac{\text{čisti poslovni izid obdobja}}{\text{povprečna sredstva}} \quad (14)$$

Kazalnik nam kaže uspešnost uporabe sredstev podjetja. Višja kot je vrednost kazalnika, donosnejše je podjetje in učinkovitejša je uporaba lastnih sredstev. V primeru, da podjetje posluje z izgubo, je vrednost kazalnika negativna (Finančni slovar, 2018).

$$\text{Čista donosnost kapitala (ROE)} = \frac{\text{čisti poslovni izid obdobja}}{\text{povprečni kapital}} \quad (15)$$

Kazalnik nam kaže uspešnost posloводства z upravljanjem premoženja lastnikov. V primeru, da podjetje posluje z izgubo, je vrednost kazalnika negativna (Finančni slovar, 2018).

$$\text{Profitna marža (PM)} = \frac{\text{dobiček iz poslovanja}}{\text{prihodki od prodaje}} \quad (16)$$

Kazalnik nam meri razliko med ustvarjenim čistim dobičkom in prihodki od prodaje.

Smiselnost kazalnika je predvsem pri podjetjih v isti panogi. Vrednost kazalnika vpliva na kazalnik čiste donosnosti sredstev (Slapničar, brez datuma, str. 7).

## 7. KAZALNIK ZADOLŽENOSTI

$$\text{Zadolženost (Z)} = \text{neto finančni dolg/EBITDA} \quad (17)$$

Kazalnik primerja višino neto zadolženosti z ustvarjenim dobičkom iz poslovanja pred amortizacijo. Kazalnik je pokazatelj kreditne sposobnosti podjetja. V splošnem vrednost kazalnika nad 4 ali 5 pomeni visoko nevarnost, da bo podjetje v prihodnje imelo težave z odplačevanjem svojih finančnih obveznosti in na drugi strani posledično težave pri pridobivanju novih finančnih virov (Finančni slovar, 2018)

Ko sem imela zbrane vse podatke, sem opazila, da imam pri določenih kazalnikih ekstremne vrednosti, ki jih imenujemo osamelci. Osamelec v vzorčni raziskavi je vrednost, ki se bistveno razlikuje od ostalih vrednosti v vzorcu. Obstaja veliko možnosti, kjer se izkaže, da je do te vrednosti prišlo zaradi napake pri zbiranju podatkov oziroma urejanju podatkov ali napačnega merjenja v postopku. Do največ napak prihaja pri kopiranju ali prepisovanju podatkov. Ko odpravimo to možnost napake, je potrebno poiskati ostale možnosti, kako se soočiti in odpraviti ekstremne vrednosti. Lahko se odločimo, da osamelce obdržimo in jih obravnavamo kot ostale vrednosti. V večini primerov osamelce izločijo iz nadaljnje analize (Ghosh & Vogt, 2012, str. 3455–3456). Ker imam v raziskavi majhen vzorec podjetij, sem se odločila, da vse osamelce obdržim, vendar spremenim njihovo vrednost s pomočjo metode »winsorize«, s katero podatkom spremenimo njihovo vrednost na način, da jim določimo manjšo težo in omogočimo, da so bližje ostalim vrednostim v vzorcu. Vrednosti so kljub temu še vedno ekstremne, vendar v območju sprejemanja. Eden izmed načinov zamenjave osamelcev je ta, da izračunamo percentila 0,975 in 0,025 ter nato vsem vrednostim, ki presegajo vrednosti percentila 0,975, pripišemo njegovo vrednost, vsem vrednostim, ki so manjše od percentila 0,025, pa pripišemo vrednosti percentila 0,025. Za to metodo sem se odločila, ker sem želela izničiti ekstremne vrednosti do te mere, da so v vzorcu še vedno vidne in imajo vpliv na napoved stečaja (Ghosh & Vogt, 2012, str. 3456).

Nato sem izvedla opisno statistiko finančnih in nefinančnih kazalnikov, ki jo prikazujem v tabeli 1. S pomočjo pridobljenih podatkov sem lahko razbrala, da je bilo povprečno število zaposlenih v malem podjetju leto pred stečajem približno 23, da so imela podjetja v povprečju odprta dva TRR-ja in nobene zabeležene tožbe zoper podjetje. V primerjavi s podjetji, ki niso začela stečajnega postopka, so imela ta v povprečju 18 zaposlenih, prav tako so imela v povprečju odprta dva TRR-ja in nobene odprte tožbe proti podjetju. Aritmetična sredina kazalnika osnovnih sredstev v sredstvih (v nadaljevanju OS) je v obeh skupinah približno enaka. Večje razlike se pojavijo pri kazalnikih financiranja. Podjetja, ki so v letu 2015 pričela s stečajnim postopkom, imajo v povprečju vrednost kazalnika delež dolgov v financiranju (v nadaljevanju DD) večjo od vrednosti 1, kar pomeni, da podjetje

posluje z negativnim kapitalom in je v očeh upnikov prikazano kot zelo tvegano. Tudi vrednost deleža kapitala v financiranju je pri podjetjih v stečaju nizka. S kazalnikom kapitalske pokritosti dolgoročnih sredstev ocenimo, da podjetja v stečaju z lastniškim kapitalom ne pokrijejo svojih nelikvidnih sredstev. Vrednost kazalnika finančni vzvod (v nadaljevanju FV) je pri podjetjih v stečaju zelo visoka, kar kaže na zelo nizko finančno moč podjetja. Kazalnika plačilne sposobnosti kratkoročni koeficient (v nadaljevanju KK) in pospešeni koeficient (v nadaljevanju PK) na podlagi aritmetičnih sredin v nobeni izmed skupin podjetij ne kažeta na likvidne težave podjetja. Prav tako nam kazalnik razmerja med kratkoročnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi iz poslovanja ne daje bistvenih razlik v povprečjih. Vendar pa moramo biti pri tem kazalniku pazljivi, saj nam zaradi pomanjkanja podatkov ne prikazuje realne slike o plačilni sposobnosti podjetja. Kazalnik servisiranja dolga nam sporoča, v kolikšni meri je denarni tok zmožen pokrivati odhodke. Vrednost kazalnika nad 1 nam kaže, da podjetje z denarnim tokom pokriva svoje odhodke. Največje razlike med kazalniki v obeh skupinah pa se pojavijo pri kazalnikih dobičkonosnosti, kar je posledica negativnega poslovnega dobička podjetij v stečaju. Tudi primerjava aritmetične sredine kazalnika zadolženosti kaže na prezadolženost malih podjetij v stečaju.

*Tabela 1: Opisna statistika finančnih in nefinančnih kazalnikov*

| Kazalnik | Stečaj | N  | Aritmetična sredina | Mediana | Standardni odklon | Min.   | Max    |
|----------|--------|----|---------------------|---------|-------------------|--------|--------|
| ZAP      | DA     | 43 | 22,63               | 18,31   | 13,28             | 2      | 63,83  |
|          | NE     | 43 | 18,18               | 14,84   | 13,03             | 2      | 54,69  |
| TRR      | DA     | 43 | 1,72                | 2       | 0,91              | 0      | 4      |
|          | NE     | 43 | 1,74                | 2       | 0,95              | 1      | 5      |
| TOŽBE    | DA     | 43 | 0,19                | 0       | 0,59              | 0      | 3      |
|          | NE     | 43 | 0,14                | 0       | 0,41              | 0      | 2      |
| OS       | DA     | 43 | 0,43                | 0,46    | 0,33              | 0      | 0,88   |
|          | NE     | 43 | 0,31                | 0,23    | 0,27              | 0      | 0,96   |
| DK       | DA     | 43 | 0,33                | 0,1     | 1,54              | -2,03  | 3,48   |
|          | NE     | 43 | 0,5                 | 0,41    | 0,25              | 0,05   | 0,95   |
| DD       | DA     | 43 | 1,82                | 1,14    | 1,45              | 0,13   | 4,75   |
|          | NE     | 43 | 0,46                | 0,48    | 0,25              | 0,05   | 0,95   |
| KPS      | DA     | 43 | 20,88               | 0,15    | 54,74             | -90,11 | 130,23 |
|          | NE     | 43 | 5,47                | 1,26    | 15,3              | 0,15   | 99,05  |
| FV       | DA     | 43 | 13,67               | 0,88    | 33,17             | -16,76 | 86,84  |
|          | NE     | 43 | 1,86                | 1,09    | 3,24              | 0,05   | 20,49  |

se nadaljuje

Tabela 1: Opisna statistika finančnih in nefinančnih kazalnikov (nad.)

| Kazalnik | Stečaj | N  | Aritmetična sredina | Mediana | Standardni odklon | Min.   | Max   |
|----------|--------|----|---------------------|---------|-------------------|--------|-------|
| KK       | DA     | 43 | 2,05                | 0,64    | 3,08              | 0,01   | 8,72  |
|          | NE     | 43 | 3,49                | 1,73    | 4,23              | 0,15   | 18,37 |
| PK       | DA     | 43 | 1,8                 | 0,41    | 2,83              | 0,01   | 7,91  |
|          | NE     | 43 | 2,88                | 1,24    | 4,02              | 0,14   | 16,95 |
| PS       | DA     | 43 | 1,33                | 0,64    | 1,56              | 0,01   | 4,85  |
|          | NE     | 43 | 1,63                | 1,15    | 1,74              | 0,54   | 9,68  |
| SD       | DA     | 43 | 0,01                | -0,02   | 0,23              | -0,45  | 0,41  |
|          | NE     | 43 | 0,09                | 0,06    | 0,08              | 0,01   | 0,36  |
| KI       | DA     | 43 | 0,32                | 0,28    | 0,25              | 0,01   | 0,75  |
|          | NE     | 43 | 0,21                | 0,18    | 0,15              | 0,03   | 0,76  |
| KS       | DA     | 43 | 2,25                | 1,33    | 2,3               | 0,19   | 10,99 |
|          | NE     | 43 | 1,52                | 1,41    | 0,99              | 0,06   | 5,32  |
| CG       | DA     | 43 | 0,93                | 0,93    | 0,25              | 0,29   | 1,34  |
|          | NE     | 43 | 1,05                | 1,03    | 0,07              | 1      | 1,38  |
| G        | DA     | 43 | 0,96                | 0,96    | 0,25              | 0,38   | 1,37  |
|          | NE     | 43 | 1,06                | 1,03    | 0,09              | 0,95   | 1,4   |
| ROA      | DA     | 43 | -0,35               | -0,17   | 0,64              | -3,59  | 0,17  |
|          | NE     | 43 | 0,05                | 0,04    | 0,04              | 0      | 0,14  |
| ROE      | DA     | 43 | -1,82               | -0,63   | 2,84              | -13,13 | 1,45  |
|          | NE     | 43 | 0,12                | 0,08    | 0,12              | 0,01   | 0,55  |
| PM       | DA     | 43 | -0,62               | -0,14   | 1,66              | -10,5  | 0,07  |
|          | NE     | 43 | 0,66                | 0,03    | 1,56              | 0      | 7,44  |
| Z        | DA     | 43 | 0,4                 | -0,49   | 8,29              | -19,38 | 29,94 |
|          | NE     | 43 | 2,95                | 2,42    | 3,23              | 1,05   | 21,49 |

Vir: lastno delo.

V model sem vključila tudi tri nefinančne kazalnike, ki sem jih opredelila kot nominalne spremenljivke: kazalnik starost, ki podjetjem mlajšim od devet let napoveduje višjo verjetnost stečaja; blokada računa podjetja za več kot 50 dni, saj se od te točke navzgor šteje, da je potrebno biti pazljiv pri sodelovanju s tem podjetjem; revidiranost podatkov, kjer ločujem podjetja v skupini glede na to, ali so v svojem podjetju opravila revizijo svojih podatkov in si s tem zvišala verodostojnost podatkov ali revizije niso opravila.

Iz tabele 2 lahko razberemo, da je v vzorcu 32 podjetij, ki so v letu 2016 pričela s stečajnim postopkom in bila stara deset ali več let, ter 34 podjetij, ki v letu 2016 niso pričela stečajnega postopka in so bila stara deset ali več let. Številke nam kažejo, da je v vzorcu podjetij v stečaju večina stara več kot deset let. Število revidiranih podatkov je v

obeh skupinah nizko, kar je posledica zakonodaje, ki malih podjetij ne zavezuje k obveznemu opravljanju revizije v podjetju. Le eno podjetje iz skupine podjetij, ki so šla v stečaj, je v letu 2015 opravilo revizijo. Tudi v skupini podjetij, ki niso šla v stečaj, število opravljenih revizij ni veliko. Zanj so se odločila le tri podjetja. Na podlagi tega smo lahko skeptični glede verodostojnosti podatkov. Število podjetij z blokado računa za več kot 50 dni je pričakovano višje pri podjetjih, ki so šla v stečaj. V letu 2015 je imelo 22 podjetij, ki so šla v stečaj, blokado računa več kot 50 dni. Le eno podjetje v skupini podjetij, ki niso šla v stečaj, je imelo blokado računa več kot 50 dni.

*Tabela 2: Opisna statistika nominalnih spremenljivk*

|        |    | Starost    |     | Skupaj |
|--------|----|------------|-----|--------|
|        |    | 10-        | 1-9 |        |
| Stečaj | Ne | 34         | 9   | 43     |
|        | Da | 32         | 11  | 43     |
| Skupaj |    | 66         | 20  | 86     |
|        |    | Revidirani |     | Skupaj |
|        |    | Ne         | Da  |        |
| Stečaj | Ne | 40         | 3   | 43     |
|        | Da | 42         | 1   | 43     |
| Skupaj |    | 82         | 4   | 86     |
|        |    | Blokada    |     | Skupaj |
|        |    | Ne         | Da  |        |
| Stečaj | Ne | 42         | 1   | 43     |
|        | Da | 21         | 22  | 43     |
| Skupaj |    | 63         | 23  | 86     |

*Vir: lastno delo.*

Za odločitev o analizah, ki jih bom izvedla naprej, je prvi korak, da preverimo, ali se nam spremenljivke v modelu porazdeljujejo normalno. To sem preverila s pomočjo testa normalnosti, ki nam poda vrednosti Kolmogorov-Smirnovega testa in vrednosti Shapiro-Wilkovega testa. Lahko se zgodi, da testa pokažeta drugačne vrednosti, v našem primeru pa oba testa kažeta na to, da se nobena od spremenljivk ne porazdeljuje normalno, saj lahko za vsako izmed njih zavrnilo hipotezo o normalnosti pri stopnji značilnosti  $p = 0,000$ . Test je predhodno potrebno izvesti, saj lahko le tako nadaljujemo z izbiro pravih napovednih modelov. Ker se spremenljivke ne porazdeljujejo normalno, moramo za nadaljnjo analizo izbrati neparametrične teste, ki nam bodo pomagali pri izbiri kazalnikov. Test normalnosti spremenljivk prikazujem v tabeli 3.

*Tabela 3: Test normalne porazdelitve finančnih kazalnikov*

|     | Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup> |                    |                     | Shapiro-Wilk |                    |                     |
|-----|---------------------------------|--------------------|---------------------|--------------|--------------------|---------------------|
|     | Statistika                      | Stopinje prostosti | Stopnja značilnosti | Statistika   | Stopinje prostosti | Stopnja značilnosti |
| OS  | 0,13                            | 86                 | 0                   | 0,9          | 86                 | 0                   |
| DK  | 0,23                            | 86                 | 0                   | 0,8          | 86                 | 0                   |
| DD  | 0,27                            | 86                 | 0                   | 0,69         | 86                 | 0                   |
| KPS | 0,4                             | 86                 | 0                   | 0,51         | 86                 | 0                   |
| FV  | 0,39                            | 86                 | 0                   | 0,47         | 86                 | 0                   |
| KK  | 0,29                            | 86                 | 0                   | 0,68         | 86                 | 0                   |
| PK  | 0,33                            | 86                 | 0                   | 0,65         | 86                 | 0                   |
| PS  | 0,24                            | 86                 | 0                   | 0,72         | 86                 | 0                   |
| SD  | 0,13                            | 86                 | 0                   | 0,94         | 86                 | 0                   |
| KI  | 0,16                            | 86                 | 0                   | 0,84         | 86                 | 0                   |
| KS  | 0,22                            | 86                 | 0                   | 0,75         | 86                 | 0                   |
| CG  | 0,2                             | 86                 | 0                   | 0,87         | 86                 | 0                   |
| G   | 0,16                            | 86                 | 0                   | 0,87         | 86                 | 0                   |
| ROA | 0,26                            | 86                 | 0                   | 0,49         | 86                 | 0                   |
| ROE | 0,3                             | 86                 | 0                   | 0,57         | 86                 | 0                   |
| PM  | 0,37                            | 86                 | 0                   | 0,54         | 86                 | 0                   |
| Z   | 0,19                            | 86                 | 0                   | 0,8          | 86                 | 0                   |

*Vir: lastno delo.*

V nadaljevanju sem preverila koreliranost danih spremenljivk. Ker sem ugotovila, da se mi spremenljivke ne porazdeljujejo normalno, sem korelacijo med spremenljivkami preverila s Spearmanovim koeficientom korelacije, ki za svojo uporabo ne zahteva predpostavke o normalni porazdelitvi podatkov in spada med neparametrične teste. Na podlagi korelacijske matrike v prilogi 1 lahko razberemo visoko korelacijsko povezanost med posameznimi kazalniki. Vrednost koeficienta, ki nakazuje visoko moč povezanosti, se šteje od 0,60 navzgor, kar sem tudi označila s poudarjenostjo številke. Ugotovila sem, da je delež kapitala v financiranju v visoki povezanosti z veliko kazalniki. Spearmanov korelacijski koeficient nam pove, da v primeru visoke povezanosti dveh kazalnikov izločitev enega iz nadaljnje analize ne vpliva na zmanjšanje napovedne moči modela. Na podlagi dobljenih rezultatov bi lahko v končno analizo uvrstila sedem kazalnikov iz predhodno opredeljenih skupin kazalnikov. Izkazalo se je, da izključitev kazalnikov gospodarnosti ne bi vplivala na nadaljnjo analizo. Dalje bi tako lahko uvrstila kazalnike delež osnovnih sredstev v sredstvih (OS), delež dolgov v financiranju (DD), pospešeni koeficient likvidnosti (PK), kreditna izpostavljenost (KI), koeficient obračanja sredstev (KS), čista donosnost sredstev (ROA) in zadolženost (Z). Ti kazalniki so se po Spearmanovem testu izkazali, da dovolj dobro opredeljujejo stečaj malih podjetij in da med seboj niso korelirani ter kot taki primerni za izvedbo naslednjih analiz.

Dalje sem na podlagi finančnih kazalnikov preverila, ali po izključitvi določenih kazalnikov med njimi res ni prisotne multikolinearnosti. Frost (2017) predstavi problem multikolinearnosti in rešitve zanj. Slednja se pojavi, ko dve neodvisni spremenljivki močno korelirata med seboj. Njena vrednost se veča z dodajanjem novih pojasnjevalnih spremenljivk, saj lahko privede do tega, da dve ali več spremenljivk merijo enak oziroma podoben učinek na odvisno spremenljivko, v našem primeru stečaj. Njena prisotnost otežuje razlago koeficientov in posledično znižuje moč modela pri prepoznavanju statistično pomembnih neodvisnih spremenljivk. Njeno prisotnost najlažje zaznamo in ocenimo z uporabo variančno inflacijskega faktorja (v nadaljevanju VIF), ki opredeljuje korelacijo med neodvisnimi spremenljivkami ter njeno moč. Test je mogoče narediti v statističnem programu SPSS. Vrednosti VIF se začnejo pri 1 in nimajo zgornje meje. Vrednost 1 pomeni, da med neodvisno spremenljivko in preostalimi spremenljivkami ni prisotne korelacije. VIF med 1 in 5 kaže na zmerne korelacije. Vrednosti, ki segajo višje od 5, pa predstavljajo kritične ravni multikolinearnosti, kjer so koeficienti slabo ocenjeni, stopnje značilnosti pa so vprašljive. Rezultate testa prikazujem v tabeli 4. Test mi je pokazal, da med izbranimi kazalniki ni prisotne multikolinearnosti in da so kot takšni primerni za nadaljnjo obdelavo.

*Tabela 4: Statistika kolinearnosti*

| Model |                                          | Nestand. koef. |                  | Stand. koef. | T-test | Stopnja značilnosti | Statistika kolinearnosti |              |
|-------|------------------------------------------|----------------|------------------|--------------|--------|---------------------|--------------------------|--------------|
|       |                                          | B              | Standardna napak | Beta         |        |                     | Toleranca                | VIF          |
| 1     | (Konstanta)                              | 0,088          | 0,380            |              | 0,233  | 0,816               |                          |              |
|       | Delež osnovnih sredstev v sredstvih (OS) | 0,281          | 0,557            | 0,042        | 0,504  | 0,616               | 0,795                    | <b>1,258</b> |
|       | Pospešeni koeficient likvidnosti (PK)    | 0,043          | 0,049            | 0,074        | 0,882  | 0,380               | 0,773                    | <b>1,294</b> |
|       | Kreditna izpostavljenost (KI)            | -0,132         | 0,577            | -0,018       | -0,229 | 0,819               | 0,846                    | <b>1,182</b> |
|       | Koeficient obračanja sredstev (KS)       | 0,275          | 0,059            | 0,379        | 4,687  | 0,000               | 0,825                    | <b>1,213</b> |
|       | Čista donosnost sredstev (ROA)           | -3,239         | 0,370            | -0,680       | -8,766 | 0,000               | 0,897                    | <b>1,115</b> |
|       | Zadolženost (Z)                          | 0,000          | 0,002            | -0,011       | -0,154 | 0,878               | 0,985                    | <b>1,016</b> |

a. Dependent Variable: Delez\_dolgov\_v\_financiranju

*Vir: lastno delo.*

Merila za vključitev spremenljivk v posamezni model se razlikujejo. Skupni cilj vseh pa je minimiziranje spremenljivk, vse dokler ne najdemo modela, ki ustrezno opisuje podatke. Mnenja analitikov so si glede vključitve posameznih spremenljivk v model različna.

Nekateri predlagajo vključitev vseh spremenljivk ne glede na njihov pomen z namenom nadziranja njihovega zavajanja. Vendar ta pristop v večini primerov ne prinese pozitivnih rezultatov, saj z vključitvijo vseh spremenljivk tvegajo številne nestabilne ocene in velike standardne napake (Bursac, Gauss, Williams & Hosmer, 2008, str. 1).

Za izbiro končne analize podatkov sem se odločila, da izvedem logistično regresijo, in sicer »forward stepwise – likelihood ratio«. To je ena izmed metod, ki s pomočjo algoritma iz analize postopoma dodaja primerne spremenljivke oziroma spremenljivke, ki so statistično značilne in imajo kot take vpliv na odvisno spremenljivko. Rezultate končne analize predstavljam v nadaljevanju.

Glede nefinančnih podatkov sem se odločila, da v končni model vključim vseh šest kazalnikov, saj me zanima, kateri izmed njih statistično značilno vplivajo na stečaj podjetja, hkrati pa me zanima, ali njihova vključitev vpliva na učinkovitost modela. Njihov pomen sem razložila že v poglavju *Hipoteze*.

## **4 KONČNA ANALIZA**

Socialno ekonomske spremenljivke so pogosto kategorične in ne intervalne. V večini primerov se raziskave osredotočijo na modele, kjer je odvisna spremenljivka kategorična. Tako so regresijski modeli postali sestavni del katere koli analize podatkov, s katero opišemo razmerje med odzivno spremenljivko in eno ali več pojasnjevalnih spremenljivk. Pred uporabo logistične regresije je pomembno razumeti, da je cilj analize, ki uporablja ta model, enak kot pri ostalih modelih, ki se uporabljajo v statistiki, in sicer najti najboljše prilaganje, a vendar uporabo modela, ki je razumen ter primeren za opis razmerij med končno spremenljivko in nizom neodvisnih spremenljivk (Hosmer & Lemeshow, 2000, str. 1). Logistična regresija se lahko obravnava podobno kot pristop večkratne linearne regresije, vendar upošteva dejstvo, da je odvisna spremenljivka kategorična (Tranmer & Elliot, 2008, str. 3). Odvisna spremenljivka lahko pri tem zavzame dve vrednosti (binarna logistična regresija) ali poljubno število vrednosti (multinomialna logistična regresija). Ostale pojasnjevalne spremenljivke pa so lahko številske ali kategorične (Marinšek, 2015, str. 103). V magistrskem delu sem za končno analizo uporabila binarno logistično regresijo, saj bo odvisna spremenljivka zavzemala dve vrednosti, in sicer podjetja, ki so v stečaju, in podjetja, ki niso v stečaju.

Končno analizo sem tako kot predhodne analize izvedla s pomočjo statističnega programa SPSS Statistics 21, IBM in s pomočjo obdelovanja podatkov v orodju Excel. Analiza je izvedena na podlagi podatkov iz let 2015, 2014 ter 2013.

## 4.1 Binarna logistična regresija

Ko raziskujemo razmerje kot odziv na nek dogodek, v tem primeru ali je podjetje v stečajnem postopku ali uspešno posluje še naprej, oziroma ko napovedujemo verjetnost stečaja, uporabimo logistični model, ki spada med skupino verjetnostnih modelov. Binarna logistična regresija napoveduje verjetnost, da opazovanje sodi v eno od dveh kategorij dihotomne odvisne spremenljivke, ki temelji na eni ali več neodvisnih spremenljivk. Model je definiran s splošno spodnjo enačbo, ki izraža verjetnost pripadnosti določeni skupini. Logistična regresija transformira odvisno spremenljivko na verjetnostni interval, ki zavzema dve možnosti, 0 ali 1. V modelu bo tako imela odvisna spremenljivka vrednost 0 za podjetja, ki niso v stečaju, in vrednost 1 za podjetja, ki so v stečaju. Z njeno pomočjo lahko tako definiramo, ali se bo dogodek zgodil ali ne (Marinšek, 2015, str. 104).

$$P(Y) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k)}} \quad (18)$$

Logistična regresija se ocenjuje na podlagi metode največje verjetnosti ali verjetja. Metoda nam daje vrednosti za neznane parametre, ki maksimirajo verjetnost pridobitve opazovanega niza podatkov. Za uporabo te metode pa je v prvem koraku potrebno zgraditi funkcijo verjetnosti, s katero želimo poiskati parametre, kjer bo njena vrednost največja (Hosmer & Lemeshow, 2000, str. 8).

Za najpogostejšo obliko interpretacije pojasnjevalnih spremenljivk si pomagamo z obeti, katerih enačbo lahko zapišemo po spodnjih dveh zgledih. Obet nam pove, kolikšna je verjetnost izida, ki se poveča ali zmanjša, ko pride do spremembe enote v pripadajoči razlagalni spremenljivki (Marinšek, 2015, str. 110).

$$\begin{aligned} \ln(\text{obet}) &= \ln\left(\frac{P(\text{Dogodek se zgodi})}{P(\text{Dogodek se ne zgodi})}\right) \\ &= \ln\left(\frac{P(\text{Dogodek se zgodi})}{1 - P(\text{Dogodek se zgodi})}\right) \\ &= \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \end{aligned} \quad (19)$$

Enačbo lahko zapišemo tudi v spodnji obliki:

$$\text{Obet} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k} \quad (20)$$

Marinšek (2015, str. 104) izpostavi dve težavi pri uporabi logistične regresije. Prva težava nastopi pri nepopolnosti informacij pojasnjevalnih spremenljivk. Meni, da je pomembno, da za natančno napoved v model vključimo podatke za čim večje število enot, ki nam

olajšajo delo pri oceni verjetnosti, da je nova enota uvrščena v pravo skupino. To velja v primeru, ko se slednja očitno razlikuje od enot, na podlagi katerih gradimo model. Pri tem nam torej lahko pomaga dovolj velik vzorec. Kot naslednjo težavo izpostavi primer popolne razdvojenosti, ki nastopi v primeru, ko imamo v modelu pojasnjevalno spremenljivko, ki popolnoma določa verjetnost dogodka – pravimo, da ima samo eno vrednost rezultata. S težavo se lahko spopademo tako, da poskusimo pridobiti več podatkov in s tem povečamo verjetnost, da bodo v vzorec zajete različne vrednosti, s katerimi odpravimo razdvojenost. Druga rešitev je lahko alternativni model, ki bo koristnejši glede na razpoložljive podatke (Heckman, 2016).

Kot končno analizo za preverjanje učinkovitosti napovednega modela stečajnega postopka sem izvedla postopno metodo »forward stepwise – likelihood ratio«. Njen glavni cilj je ustvariti model, v katerem bodo zajete najboljše komponente napovedovalnih spremenljivk. Zanj sem se odločila, ker za njeno uporabo ni nobenih predhodnih predpostavk, ki bi jih morala zasledovati kot na primer pri uporabi diskriminantne analize. Metoda je robustna, fleksibilna ter enostavna in smiselna za razlago. Hosmer in Lemeshow (2000, str. 116–117) pojasnjujeta, da se pri postopni linearni regresiji predvideva, da so spremenljivke porazdeljene normalno in se zaradi tega ocenjujejo preko F-testa. Pri logistični regresiji pa se domneva, da napake sledijo binomski porazdelitvi in se pomembnost odvisne spremenljivke ocenjuje preko testa koeficienta največjega verjetja (ang. likelihood test, v nadaljevanju -2LL) in testa  $\chi^2$  (ang. Chi-square test). Test največjega verjetja se opravi z ocenjevanjem dveh modelov, celotnim in reduciranim, ter njuno primerjavo na podlagi prileganja enega modela z drugim. Test v model vključuje posamezno spremenljivko. Odstranjevanje napovednih spremenljivk iz modela bo skoraj vedno povzročilo manjšo prilagajane modelov, vendar je potrebno opraviti test, ali je ugotovljena razlika v modelu ustrezno statistično pomembna. Postopna analiza nam pogosto ponudi več možnih nadaljnjih modelov. Za primerjavo reduciranih modelov si pomagamo z  $\chi^2$  testom. Izračuna nam stopnjo značilnosti, preko katere lahko ugotovimo, če so dane spremenljivke statistično značilne in tako vplivajo pri napovedovanju odvisne spremenljivke, v našem primeru stečaja podjetja. Najpomembnejša spremenljivka v modelu bo tista, ki bo imela najnižjo vrednost stopnje značilnosti. Za pravilno izbiro modela pri postopni analizi si lahko pomagamo tudi s koeficientoma Cox & Snell  $R^2$  in Nagelkerke  $R^2$ , ki sta podobna determinacijskemu koeficientu v linearni regresiji ter morata zavzemati čim višje vrednosti, ali pa preverimo Hosmer-Lemeshowov test, ki mora biti čim nižji in neznačilen. Pomemben faktor pri končni izbiri spremenljivk je tudi klasifikacijska tabela, ki nam pokaže, kolikšen del podjetij je model pravilno razvrstil. Iščemo čim višji procent pravilne razvrstitve podjetij. V nadaljevanju prikazujem rezultate analize napovedi stečaja malih podjetij, s pomočjo pridobljenih finančnih in nefinančnih kazalnikov.

## 5 REZULTATI

Kljub temu, da bi že na podlagi Spearmanovega koeficienta korelacije lahko iz nadaljnega modela izključila večino finančnih kazalnikov, sem se odločila, da izvedem in preverim še analizo na vseh finančnih kazalnikih ter SPSS-u samemu prepustim najboljšo izbiro. Z dodajanjem in odstranjevanjem kazalnikov sem poskusila najti model, ki bo čim bolj učinkovit pri napovedovanju stečaja malih podjetij. V prvi fazi sem učinkovitost napovednega modela preverila na podlagi podatkov iz leta 2015 in števila stečajev, ki so bili posledica teh rezultatov v letu 2016, torej na podlagi podatkov eno leto pred nastopom stečaja. Kriteriji, na podlagi katerih sem izbirala najboljši model, so testi ustreznosti s pomočjo -2LL, koeficienta Nagelkerke  $R^2$ , Hosmer-Lemeshowovega testa in klasifikacijske tabele.

V tabeli 5 prikazujem rezultate postopne analize izbora končnega modela in ustreznih finančnih spremenljivk. Iz vsakega modela, ki mi ga je ponudil SPSS, sem izbrala tistega, ki je imel najboljše rezultate pri preverjanju ustreznosti modela. V prvi fazi so se kot najboljši napovedni kazalniki izkazali kratkoročni koeficient, servisiranje dolga in celotna gospodarnost. Po rezultatih Spearmanovega koeficienta korelacije se je izkazalo, da le-ti med seboj visoko korelirajo, zato sem iz prvotnega nabora finančnih kazalnikov izločila kazalnik kratkoročni koeficient. Brez omenjenega kazalnika mi je model 2 kot ustrezne napovedne kazalnike ponudil pospešeni koeficient, servisiranje dolga in celotno gospodarnost. Zopet sem preverila korelacijo med njimi in potrdila njeno prisotnost. V modelu 3 sem tako izločila še kazalnik celotna gospodarnost. Kot ustrezni so se nato pokazali kazalniki delež dolga v financiranju, čista donosnost sredstev in profitna marža. Na podlagi Spearmanovega koeficienta korelacije sem iz nadaljne analize izločila še profitno maržo, ki je v visoki povezanosti z obema ostalima kazalnikoma. Po izločitvi kazalnika profitne marže mi je model 4 kot najustrežnejša kazalnika pri napovedi stečaja malih podjetij ponudil delež dolga v financiranju in čisto donosnost sredstev. Med njima ni prisotne previsoke koreliranosti, zato sem ju ocenila kot ustezna napovedovalca stečaja malih podjetij. Na koncu sem modelom 5 preverila še, kakšen je rezultat, če v model vključim le finančne kazalnike, ki bi jih izbrala s pomočjo Spearmanovega korelacijskega koeficienta. Ugotovila sem, da mi ta model ponudi enake rezultate kot model 4. V končno analizo bi lahko tako že na začetku vključila le izbranih sedem finančnih kazalnikov, med katerimi sem s pomočjo VIF analize dokazala, da ni prisotne multikolinearnosti, in pridobila ustrezna napovedna kazalnika.

Tabela 5: Izbor končnega modela

| Testi ustreznosti         | MODEL 1 | MODEL 2 | MODEL 3 | MODEL 4 | MODEL 5 |
|---------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| Omnibus test              | 46,27   | 44,47   | 44,92   | 35,32   | 35,32   |
| Stopnja značilnosti p     | 0,00    | 0,00    | 0,00    | 0,00    | 0,00    |
| -2 Log likelihood         | 72,95   | 74,75   | 74,30   | 83,90   | 83,90   |
| Nagelkerke R <sup>2</sup> | 0,56    | 0,54    | 0,54    | 0,45    | 0,45    |
| Hosmer-Lemeshowov test    | 7,02    | 7,04    | 11,96   | 6,88    | 6,88    |
| Stopnja značilnosti       | 0,53    | 0,53    | 0,15    | 0,55    | 0,55    |
| Klasifikacijska tabela    | 80,20%  | 80,20%  | 83,70%  | 80,20%  | 80,20%  |

Vir: lastno delo.

V nadaljevanju bom podrobneje predstavila posamezne teste in končne rezultate analize, ki sem jih pridobila na podlagi modela 5 – sprva na podlagi finančnih kazalnikov, nato pa še z dodanimi nefinančnimi kazalniki, s katerimi bom poskusila dokazati vpliv na izboljšanje uspešnosti napovednega modela stečaja malih podjetij.

Na začetku mi je model prikazal klasifikacijsko tabelo, ki je opredeljena brez napovedovalnih spremenljivk in jo prikazujem v tabeli 6. Iz tabele lahko razberemo, da je v vzorcu 86 malih podjetij, 50 % podjetij, ki so v letu 2016 šla v stečaj, in 50 % podjetij, ki uspešno poslujejo naprej. Če torej upniki, ki se odločijo za pomoč malim podjetjem, le-to odobrijo, ne da bi uporabili novi prilagojen model logistične regresije, lahko pričakujejo, da bo podjetje v 50 % pričelo s stečajnim postopkom.

Tabela 6: Klasifikacijska tabela razvrščanja v preteklosti

| Opazovano |          |    | Napovedano |    |            |
|-----------|----------|----|------------|----|------------|
|           |          |    | Stečaj     |    | Pravilen % |
|           |          |    | Ne         | Da |            |
| Korak 0   | Stečaj   | Ne | 0          | 43 | 0,0        |
|           |          | Da | 0          | 43 | 100,0      |
|           | Skupni % |    |            |    | 50,0       |

Vir: lastno delo.

Na podlagi tega nam SPSS omogoča, da z vključitvijo napovednih spremenljivk oblikujemo svoj model in preverjamo njegovo učinkovitost. Rezultati v nadaljevanju so mi ponudili izbiro dveh modelov. Smiselnost modela v prvi fazi sem preverila s  $\chi^2$  testom, ki se uporablja za preverjanje, ali nov model kaže izboljšanje nad izhodiščnim modelom, torej

modelom, ki je pokazal 50 % učinkovitost porazdelitve podjetij. Ker gradimo model postopoma, moramo narediti primerjavo v dveh korakih. V tabeli 7 razberemo največje razlike med izhodiščnim in novim modelom v drugem koraku. Če modela merimo glede na stopnjo značilnosti, vidimo, da sta oba statistično značilna, kar pomeni, da z dodajanjem nove pojasnjevalne spremenljivke izboljšamo natančnost modela, ki pojasnjevalnih spremenljivk ne zajema. Rezultati testa nam kažejo ustreznost uporabe modela.

*Tabela 7: Omnibus test koeficientov finančnih kazalnikov – 2015*

|         |       | $\chi^2$ | Stopinje prostosti | Statistična značilnost p |
|---------|-------|----------|--------------------|--------------------------|
| Korak 1 | Step  | 28,828   | 1                  | 0,000                    |
|         | Block | 28,828   | 1                  | 0,000                    |
|         | Model | 28,828   | 1                  | 0,000                    |
| Korak 2 | Step  | 6,492    | 1                  | 0,011                    |
|         | Block | 35,320   | 2                  | 0,000                    |
|         | Model | 35,320   | 2                  | 0,000                    |

*Vir: lastno delo.*

V povzetku modelov v tabeli 8 imamo za izbiro med posameznima modeloma na voljo tri vrednosti, na podlagi katerih se lahko odločimo o končnem modelu in spremenljivkah, ki so v tem modelu zajete. Vrednost -2LL nam sporoča funkcijo verjetja. Nižja kot je ta vrednost, boljši je model. Vrednosti Cox & Snell  $R^2$  in Nagelkerke  $R^2$  tolmačimo skupaj. Z njima vrednotimo prileganje modela. Nagelkerke  $R^2$  je popravek Cox & Snell  $R^2$  in pomeni moč razlaganja modela, kjer višja vrednost pomeni boljši model. Nagelkerke  $R^2$  predstavlja približek ocene pojasnjene variance ter lahko zajema vrednosti med 0 in 1 (Nagelkerke, 1991, str. 691–692). Po spodnjih rezultatih modela 2 lahko zapišemo, da približno 45 % variance dogodka (ali je podjetje v stečaju ali ne) lahko napovemo iz linearne kombinacije dveh napovednih spremenljivk. Analitiki opozarjajo na razliki med obema omenjenima koeficientoma, ki nam sporočata približno enako stvar in jih je potrebno zaradi teh razlik obravnavati kot približke ter jih ne pretirano poudarjati.

*Tabela 8: Povzetek napovednih modelov finančnih kazalnikov – 2015*

| Korak | -2 Log likelihood   | Cox & Snell $R^2$ | Nagelkerke $R^2$ |
|-------|---------------------|-------------------|------------------|
| 1     | 90,393 <sup>a</sup> | 0,285             | 0,380            |
| 2     | 83,901 <sup>a</sup> | 0,337             | 0,449            |

*Vir: lastno delo.*

Ustreznost modela lahko preverimo tudi s Hosmer-Lemeshowovim testom. Pove nam, kako dobro vključene spremenljivke ustrezajo napovednemu modelu. Natančneje, test nam izračuna, če se opazovane stopnje dogodka ujemajo s pričakovanimi. Test izvedemo s pomočjo  $\chi^2$  statistike. Cilj Hosmer-Lemeshowovega testa je potrditev ničelne hipoteze, da med opazovanimi in napovedanimi dogodki ni razlik. Zato pri uspešnem modelu pričakujemo višje vrednosti statistične značilnosti, kjer je  $p > 0,05$ . Analitiki so v svojih študijah skeptični pri uporabi tega testa in se ga v več primerih izogibajo ter za izbor primernega modela uporabijo klasifikacijsko tabelo (Statistics how to, 2016). Iz tabele 9 lahko vidimo, da je po tem testu uporaba modela 2 primernejša.

*Tabela 9: Hosmer-Lemeshowov test*

| Korak | $\chi^2$ | Stopinje prostosti | Statistična značilnost p |
|-------|----------|--------------------|--------------------------|
| 1     | 14,092   | 8                  | 0,079                    |
| 2     | 6,876    | 8                  | 0,550                    |

*Vir: lastno delo.*

Pomemben pokazatelj uspešnosti razvrstitve podjetij s pomočjo logistične funkcije je tudi klasifikacijska tabela. Iz predhodnih rezultatov in opravljenih testov se je izkazalo, da je model 2 primernejši od modela 1. Klasifikacijska tabela pa nam kaže, da je prvi model za 1 % boljši pri uspešnosti razvrstitve podjetij. Vseeno sem se odločila, da kot končni model izberem model 2, ki vsebuje dve napovedni spremenljivki. S pomočjo tega modela uspešno razvrstimo 80 % podjetij izmed 86 podjetij, zajetih v vzorec. To pomeni, da bodo vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk v modelu 2 osnova za izračun logistične funkcije, ali bo podjetje pričelo s stečajnim postopkom ali bo uspešno poslovalo še naprej. V primerjavi z modelom, ki ne vsebuje napovednih spremenljivk, smo z vključitvijo pojasnjevalnih spremenljivk izboljšali uspešnost razvrstitve podjetij za 30 %. Tabela 10 nam prav tako poda stopnje napačne uvrstitve podjetij. Ločimo med pozitivno in negativno stopnjo napačne uvrstitve. Pozitivna stopnja nam v tem primeru pove, da je model 2 razvrstil 14 podjetij v stečaj, kljub temu da niso pričela s stečajnim postopkom. Negativna stopnja pa nam pove, da je model 2 razvrstil tri podjetja v skupino podjetij, ki niso v stečaju, kljub temu da so v letu 2016 pričela s stečajnim postopkom.

Tabela 10: Klasifikacijska tabela s finančnimi kazalniki – 2015

| Opazovano |          |    | Napovedano |    |             |
|-----------|----------|----|------------|----|-------------|
|           |          |    | Stečaj     |    | Pravilen %  |
|           |          |    | Ne         | Da |             |
| Korak 1   | Stečaj   | Ne | 41         | 2  | 95,3        |
|           |          | Da | 14         | 29 | 67,4        |
|           | Skupni % |    |            |    | <b>81,4</b> |
| Korak 2   | Stečaj   | Ne | 40         | 3  | 93,0        |
|           |          | Da | 14         | 29 | 67,4        |
|           | Skupni % |    |            |    | <b>80,2</b> |

Vir: lastno delo.

Da bi preverila ustreznost kazalnikov in njihovo statistično značilnost za pravilno izbiro končnih kazalnikov skupaj z nefinančnimi, sem preverila še tabelo kazalnikov, uvrščenih v modelu. Iz tabele 11 lahko razberemo vrednosti ocenjenih regresijskih koeficientov (označeni s črko B), s pomočjo katerih zapišemo ocenjeno vrednost logistične funkcije. V četrtem in petem stolpcu sta prikazani vrednosti Waldovega testa in pripadajoča p-vrednost. Waldov test nam pomaga ugotoviti, katere izmed vključenih spremenljivk v modelu so statistično pomembne pri napovedovanju. Sporoča nam, katere spremenljivke modelu nekaj dodajo, prispevajo nekaj pomembnega (Statistics how to, 2018). Rezultati so pokazali, da sta za uspešen napovedni model stečaja malih podjetij primerna kazalnika iz skupine financiranja in dobičkonosnosti.

Iz ocenjenega modela 2 vidimo, da imata oba kazalnika, tako delež dolgov v financiranju kot čista donosnost sredstev, statistično značilno napovedno moč, saj njuna p-vrednost ne presega priporočljive vrednosti 0,05.

Tabela 11: Rezultati izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi kazalniki

|                      |                                  | B      | Standard na napaka | Wald   | Statistična značilnost p | Razmerje obov Exp(B) |
|----------------------|----------------------------------|--------|--------------------|--------|--------------------------|----------------------|
| Korak 1 <sup>a</sup> | Čista donosnost sredstev (ROA)   | -7,691 | 2,190              | 12,334 | 0,000                    | 0,000                |
|                      | Konstanta                        | -0,506 | 0,261              | 3,743  | 0,053                    | 0,603                |
| Korak 2 <sup>b</sup> | Delež dolgov v financiranju (DD) | 1,429  | 0,612              | 5,448  | <b>0,020</b>             | 4,176                |
|                      | Čista donosnost sredstev (ROA)   | -5,663 | 2,324              | 5,938  | <b>0,015</b>             | 0,003                |
|                      | Konstanta                        | -1,511 | 0,513              | 8,674  | 0,003                    | 0,221                |

Vir: lastno delo.

Iz šestega stolpca tabele 11 razberemo razmerja obetov, ki nam povedo, kaj se zgodi v primeru, če se napovedna spremenljivka poveča za eno enoto.

Razmerje obetov za delež dolgov v financiranju znaša:

$$e^{1,429} = 4,176$$

To pomeni, da se ob povišanju 1 % dolgov v sredstvih obet za stečaj v povprečju poveča za 4,176-krat, pri čemer ostale spremenljivke ostanejo nespremenjene. To pomeni, da se verjetnost za stečaj malega podjetja poveča.

Razmerje obetov čiste donosnosti sredstev znaša:

$$e^{-5,663} = 0,003$$

To pomeni, da je obet za stečaj ob povišanju 1 % deleža čistega dobička v sredstvih v povprečju 0,003-kratnik začetnega obeta, ob predpostavki, da ostale spremenljivke ostanejo nespremenjene. To pomeni, da se verjetnost za stečaj malega podjetja zmanjša.

V drugem koraku sem pridobljenima finančnima kazalnikoma dodala še šest nefinančnih kazalnikov. Z njimi sem želela potrditi ali ovreči opredeljene hipoteze. Na začetku sem zopet preverila ustreznost modela s posameznimi testi. V tabeli 12 prikazujem Omnibus test za preverjanje izboljšanja novega modela nad izhodiščnim. Vidimo, da lahko potrdimo statistično značilnost, da z dodajanjem napovednih spremenljivk tudi v tem primeru izboljšamo točnost modela, saj je p-vrednost manjša od 0,05.

*Tabela 12: Omnibus test koeficientov finančnih in nefinančnih kazalnikov – 2015*

|         |       | $\chi^2$ | Stopinje prostosti | Statistična značilnost p |
|---------|-------|----------|--------------------|--------------------------|
| Korak 1 | Step  | 43,352   | 8                  | 0,000                    |
|         | Block | 43,352   | 8                  | 0,000                    |
|         | Model | 43,352   | 8                  | 0,000                    |

*Vir: lastno delo.*

Na podlagi rezultatov iz tabele 13 lahko potrdimo ustreznost napovednega modela. S pomočjo Nagelkerke  $R^2$  lahko zapišemo, da s pomočjo napovednega modela pojasnimo približno 59 % nastopa stečajnega postopka.

Tabela 13: Povzetek napovednega modela finančnih in nefinančnih kazalnikov – 2015

| Korak | -2 Log likelihood   | Cox & Snell R <sup>2</sup> | Nagelkerke R <sup>2</sup> |
|-------|---------------------|----------------------------|---------------------------|
| 1     | 75,870 <sup>a</sup> | 0,396                      | 0,582                     |

Vir: lastno delo.

Ustreznost modela prav tako potrdi Hosmer-Lemeshowov test v tabeli 14, saj je stopnja značilnosti višja od 0,05, kar pomeni, da ni razlik med opazovanimi in napovedanimi dogodki.

Tabela 14: Hosmer-Lemeshowov test finančnih in nefinančnih kazalnikov – 2015

| Korak | $\chi^2$ | Stopinje prostosti | Statistična značilnost p |
|-------|----------|--------------------|--------------------------|
| 1     | 8,429    | 8                  | 0,393                    |

Vir: lastno delo.

Iz klasifikacijske tabele 15 razberemo, da s pomočjo osmih napovedovalnih spremenljivk uspešno razvrstimo 86, % podjetij izmed 86 podjetij, zajetih v vzorec. V primerjavi z modelom, ki ne vsebuje napovednih spremenljivk, smo z vključitvijo pojasnjevalnih spremenljivk izboljšali uspešnost razvrstitve podjetij za 36 %. Ko primerjamo pridobljene rezultate z rezultati, ko so bili v model vključeni le finančni podatki, opazimo, da smo uspešnost razvrstitve podjetij izboljšali za približno 6 %. Pozitivno napačna uvrstitev podjetij se zmanjša, saj model z vključenimi nefinančnimi kazalniki napačno uvrsti devet podjetij, medtem ko negativna napačna uvrstitev podjetij ostaja enaka. Na podlagi tega sklepamo, da nefinančni kazalniki izboljšujejo uspešnost razvrstitve malih podjetij, saj so pravilneje prepoznali in razvrstili podjetja, ki niso v stečaju.

Tabela 15: Klasifikacijska tabela s finančnimi in nefinančnimi kazalniki – 2015

|         |          |    | Napovedano |    |            |
|---------|----------|----|------------|----|------------|
|         |          |    | Stečaj     |    | Pravilen % |
|         |          |    | Ne         | Da |            |
| Korak 1 | Stečaj   | Ne | 40         | 3  | 93,0       |
|         |          | Da | 9          | 34 | 79,1       |
|         | Skupni % |    |            |    | 86,0       |

Vir: lastno delo.

Statistično značilnost kazalnikov in njihov vpliv preverimo s pomočjo tabele 16. Izmed šestih nefinančnih kazalnikov so blokada računa za več kot 50 dni, revidirani podatki in starost podjetja opredeljeni kot nominalne spremenljivke. Ugotovim, da imata oba finančna kazalnika, delež dolgov v financiranju in čista donosnost sredstev, še vedno statistično značilno pojasnjevalno moč, saj njuna p-vrednost znaša manj kot 0,05. Izmed šestih vključenih nefinančnih kazalnikov ima statistično značilno pojasnjevalno moč le kazalnik blokada podjetja za več kot 50 dni.

*Tabela 16: Rezultati izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi in nefinančnimi kazalniki – 2015*

|                      |                                  | <b>B</b> | <b>Standardna napaka</b> | <b>Wald</b> | <b>Statistična značilnost p</b> | <b>Razmerje obetov Exp(B)</b> |
|----------------------|----------------------------------|----------|--------------------------|-------------|---------------------------------|-------------------------------|
| Korak 1 <sup>a</sup> | Delež dolgov v financiranju (DD) | 1,584    | 0,670                    | 5,599       | <b>0,018</b>                    | 4,877                         |
|                      | Čista donosnost sredstev (ROA)   | -4,796   | 2,439                    | 3,866       | <b>0,046</b>                    | 0,008                         |
|                      | Povprečno št. zaposlenih         | 0,030    | 0,019                    | 2,561       | 0,110                           | 1,031                         |
|                      | Starost                          | 0,806    | 0,783                    | 1,059       | 0,303                           | 2,239                         |
|                      | Revidirani                       | -0,085   | 1,291                    | 0,004       | 0,947                           | 0,918                         |
|                      | Št. odprtih TRR                  | -0,063   | 0,321                    | 0,038       | 0,845                           | 0,939                         |
|                      | Št. tožb                         | ,219     | 0,616                    | 0,127       | 0,722                           | 1,245                         |
|                      | Blokada                          | 1,976    | 0,952                    | 4,312       | <b>0,038</b>                    | 7,214                         |
|                      | Konstanta                        | -2,977   | 1,605                    | 3,440       | 0,064                           | 0,051                         |

*Vir: lastno delo.*

Iz šestega stolpca tabele 16 razberemo razmerja obetov, ki nam povedo, kaj se zgodi v primeru, če se napovedna spremenljivka poveča za eno enoto.

Razmerje obetov za delež dolgov v financiranju znaša:

$$e^{1,584} = 4,877$$

To pomeni, da se ob povišanju 1 % dolgov v sredstvih obet za stečaj v povprečju poveča za 4,877-krat, pri čemer ostale spremenljivke ostanejo nespremenjene. To pomeni, da se verjetnost za stečaj malega podjetja poveča

Razmerje obetov čiste donosnosti sredstev znaša:

$$e^{-4,796} = 0,008$$

To pomeni, da je obet za stečaj ob povišanju 1 % deleža čistega dobička v sredstvih v povprečju 0,008-kratnik začetnega obeta, ob predpostavki, da ostale spremenljivke ostanejo nespremenjene. To pomeni, da se verjetnost za stečaj malega podjetja zmanjša.

Razmerje obetov blokade računa podjetja za več kot 50 dni znaša:

$$e^{1,976} = 7,214$$

To pomeni, da se ob povečanju dni blokirane računa za en dan nad 50 dni obet za stečaj v povprečju poveča za 7,214-krat, pri čemer ostale spremenljivke ostanejo nespremenjene. To pomeni, da se verjetnost za stečaj malega podjetja poveča. Na podlagi tega lahko potrdim hipotezo 2, da nefinančni kazalnik blokada računa več kot 50 dni izboljšuje napovedni model stečajnega postopka malih podjetij, saj z višanjem dni blokirane računa nad 50 dni pozitivno vpliva na možnost stečajnega postopka malih podjetij.

Po opravljeni logistični regresiji na podlagi podatkov eno leto pred nastopom stečajnega postopka sem ugotovila, da sta oba modela primerna za izvedbo napovedi stečaja. Njuno ustreznost sem dokazala z vsemi testi ustreznosti modelov. Na podlagi rezultatov modela z vključenimi nefinančnimi kazalniki lahko potrdim le drugo hipotezo, da blokada računa več kot 50 dni izboljšuje napovedni model stečajnega postopka malih podjetij. Vse ostale hipoteze zavračam, saj niso statistično značilne in jim kot takim ne moremo pripisovati dodatne vrednosti k napovedovanju stečaja malih podjetij.

## **5.1 Testiranje modela s podatki dve in tri leta pred stečajem**

Kot že opredeljeno v prejšnjih poglavjih, sem analizo preverjanja hipotez opravila tudi za dve in tri leta pred nastopom stečajnega postopka. Altman (1968) je prišel do zaključka, da finančni podatki uspešno napovedujejo problem in poslabšanje poslovanja podjetja pet let pred pričetkom stečajnega postopka. Najboljši rezultati se pokažejo eno leto pred stečajnim postopkom in se nato iz leta v leto nazaj zmanjšujejo, kar sem preverila tudi s svojim modelom.

Za leti 2014 in 2013 so izbrana ista podjetja kot za leto 2015. Prav tako je v analizah zastopano isto število podjetij kot za leto 2015, saj sem pazila na to, da sem v model vključila podjetja, ki so stara vsaj tri leta in imajo na voljo vse potrebne podatke za izračun kazalnikov, uporabljenih v analizah. Zanimalo me je, ali nefinančni podatki tudi gledano v preteklost, v tem primeru dve in tri leta pred nastopom stečajnega postopka, izboljšajo uspešnost razvrstitve podjetij oziroma ali sploh imajo vpliv na napoved stečajnega postopka malih podjetij. Na tak način bi upniki na podlagi trendov iz preteklosti zaznali težave podjetja in lažje ocenili, ali jim dodelijo dodatna sredstva in pod kakšnimi pogoji.

Po enakem postopku kot za leto 2015 sem dalje opravila analize še za leti 2014 in 2013 na podlagi stečajnih postopkov iz leta 2016. Med finančne kazalnike sem torej zajela delež

dolga v financiranju in kazalnik čiste donosnosti sredstev, med nefinančne pa sem zopet zajela vse kazalnike. Za obe leti sem izračunala vrednosti Omnibus testa, Nagelkerke  $R^2$  in vrednosti Hosmer-Lemeshowovega testa ter tako preverila ustreznost modelov. Po letih jih primerjalno prikazujem v tabeli 17. Na podlagi rezultatov ugotavljam, da so po skoraj vseh danih vrednostih testov vsi modeli statistično značilni za napoved stečaja malih podjetij. Le Hosmer-Lemeshowov test za leto 2013 ni statistično značilen, saj njegova p-vrednost znaša manj kot 0,05.

*Tabela 17: Primerjalne vrednosti testov ustreznosti modela*

| <b>NA PODLAGI FINANČNIH KAZALNIKOV</b>                | <b>2015</b> | <b>2014</b> | <b>2013</b> |
|-------------------------------------------------------|-------------|-------------|-------------|
| Omnibus test                                          | 35,320      | 27,907      | 17,037      |
| Stopnja značilnosti p                                 | 0,000       | 0,000       | 0,000       |
| -2 Log likelihood                                     | 83,901      | 91,314      | 102,184     |
| Nagelkerke $R^2$                                      | 0,449       | 0,369       | 0,240       |
| Hosmer-Lemeshowov test                                | 6,876       | 9,448       | 14,805      |
| Stopnja značilnosti                                   | 0,550       | 0,306       | 0,063       |
| <b>NA PODLAGI FINANČNIH IN NEFINANČNIH KAZALNIKOV</b> | <b>2015</b> | <b>2014</b> | <b>2013</b> |
| Omnibus test                                          | 43,352      | 45,027      | 23,272      |
| Stopnja značilnosti p                                 | 0,000       | 0,000       | 0,000       |
| -2 Log likelihood                                     | 62,798      | 74,195      | 95,950      |
| Nagelkerke $R^2$                                      | 0,582       | 0,543       | 0,316       |
| Hosmer-Lemeshowov test                                | 8,429       | 11,454      | 21,374      |
| Stopnja značilnosti                                   | 0,393       | 0,177       | 0,006       |

*Vir: lastno delo.*

V tabeli 18 prikazujem povzetek klasifikacijskih tabel za leta 2015, 2014 in 2013 s finančnima kazalnikoma delež dolgov v financiranju ter čista donosnost sredstev. Najuspešnejša razvrstitev podjetij je kot pričakovano za leto 2015. To je eno leto pred nastopom stečajnega postopka, ko podjetje zaide v težave, katerih rezultat je v veliko primerih insolvenčni postopek. Dve leti pred stečajem je uspešnost razvrstitve podjetij manjša za 2,3 % glede na uspešnost razvrstitve eno leto pred stečajnim postopkom. Delež pravilne razvrstitve se dodatno zmanjša, če gledamo na podatke za tri leta pred nastopom stečajnega postopka. Le-ta se zmanjša za 10,4 % glede na uspešnost razvrstitve podjetij eno leto pred stečajnim postopkom. Na podlagi tega lahko rečemo, da se uspešnost razvrstitve podjetij manjša z oddaljevanjem let, iz katerih črpamo podatke za analizo. Dlje kot gremo v preteklost, slabša bo uspešnost razvrstitve podjetij, napovedni model pa bo manj učinkovit in uporaben.

Tabela 18: Klasifikacijska tabela – finančni kazalniki (2015, 2014 in 2013)

| Opazovano |          |    | Napovedano |    |             |
|-----------|----------|----|------------|----|-------------|
|           |          |    | Stečaj     |    | Pravilen %  |
|           |          |    | Ne         | Da |             |
| 2015      | Stečaj   | Ne | 40         | 3  | 93,0        |
|           |          | Da | 14         | 29 | 67,4        |
|           | Skupni % |    |            |    | <b>80,2</b> |
| 2014      | Stečaj   | Ne | 41         | 2  | 95,3        |
|           |          | Da | 17         | 26 | 60,5        |
|           | Skupni % |    |            |    | <b>77,9</b> |
| 2013      | Stečaj   | Ne | 37         | 6  | 86,0        |
|           |          | Da | 20         | 23 | 53,5        |
|           | Skupni % |    |            |    | <b>69,8</b> |

Vir: lastno delo.

Dalje sem uspešnost preverila še z dodanimi nefinančnimi podatki. V tabeli 19 prikazujem povzetek klasifikacijskih tabel za leta 2015, 2014 in 2013 s finančnima kazalnikoma delež dolgov v financiranju ter čista donosnost sredstev in z dodanimi šestimi nefinančnimi kazalniki. Najuspešnejša razvrstitev podjetij je zopet kot pričakovano za leto 2015, torej eno leto pred stečajem podjetja. Glede na leti 2014 in 2013 je razvrstitev boljša za 4,6 % in za 9,3 %.

Tabela 19: Klasifikacijska tabela – finančni in nefinančni kazalniki (2015, 2014 in 2013)

| Opazovano |          |    | Napovedano |    |             |
|-----------|----------|----|------------|----|-------------|
|           |          |    | Stečaj     |    | Pravilen %  |
|           |          |    | Ne         | Da |             |
| 2015      | Stečaj   | Ne | 40         | 3  | 93,0        |
|           |          | Da | 9          | 34 | 79,1        |
|           | Skupni % |    |            |    | <b>86,0</b> |
| 2014      | Stečaj   | Ne | 37         | 6  | 86,0        |
|           |          | Da | 10         | 33 | 76,7        |
|           | Skupni % |    |            |    | <b>81,4</b> |
| 2013      | Stečaj   | Ne | 36         | 7  | 83,7        |
|           |          | Da | 13         | 30 | 69,8        |
|           | Skupni % |    |            |    | <b>76,7</b> |

Vir: lastno delo.

V vseh primerih opazimo, da se uspešnost pravilne razvrstitve v vseh letih izboljša z dodanimi nefinančnimi kazalniki. V tabelah 20 in 21 prikazujem še rezultate izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi in nefinančnimi kazalniki za leti 2014 ter 2013. Kot vidimo, so v letu 2014 statistično značilni še vsi trije kazalniki kot v letu 2015. Pri ostalih nefinančnih kazalnikih tudi tokrat ne moremo potrditi statistično značilne moči

in kot taki ne vplivajo na napovedni model stečajnega postopka malih podjetij. V letu 2013 pa se vpliv na napoved stečaja malih podjetij pokaže le pri finančnem kazalniku čista donosnost sredstev. Vsi ostali kazalniki nimajo statistično značilne moči in vpliva na napoved stečaja malih podjetij.

*Tabela 20: Rezultati izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi in nefinančnimi kazalniki – 2014*

|                      |                                  | <b>B</b> | <b>Standardna napaka</b> | <b>Wald</b> | <b>Statistična značilnost p</b> | <b>Razmerje obetov Exp(B)</b> |
|----------------------|----------------------------------|----------|--------------------------|-------------|---------------------------------|-------------------------------|
| Korak 1 <sup>a</sup> | Delež dolgov v financiranju (DD) | 1,73     | 0,809                    | 4,569       | <b>0,033</b>                    | 5,641                         |
|                      | Čista donosnost sredstev (ROA)   | -1,348   | 0,653                    | 4,26        | <b>0,039</b>                    | 0,26                          |
|                      | Povprečno št. zaposlenih         | 0,029    | 0,019                    | 2,445       | 0,118                           | 1,03                          |
|                      | Starost                          | -0,568   | 0,708                    | 0,642       | 0,423                           | 0,567                         |
|                      | Revidirani                       | -0,089   | 1,271                    | 0,005       | 0,944                           | 0,915                         |
|                      | Št. odprtih TRR                  | 0,315    | 0,201                    | 2,458       | 0,117                           | 1,37                          |
|                      | Št. tožb                         | 0,373    | 0,275                    | 1,84        | 0,175                           | 1,452                         |
|                      | Blokada                          | -2,087   | 0,883                    | 5,591       | <b>0,018</b>                    | 0,124                         |
|                      | Konstanta                        | -1,038   | 1,865                    | 0,31        | 0,578                           | 0,354                         |

*Vir: lastno delo.*

*Tabela 21: Rezultati izračuna modela logistične regresije stečaja s finančnimi in nefinančnimi kazalniki – 2014*

|                      |                                  | <b>B</b> | <b>Standardna napaka</b> | <b>Wald</b> | <b>Statistična značilnost p</b> | <b>Razmerje obetov Exp(B)</b> |
|----------------------|----------------------------------|----------|--------------------------|-------------|---------------------------------|-------------------------------|
| Korak 1 <sup>a</sup> | Delež dolgov v financiranju (DD) | 0,003    | 0,006                    | 0,271       | 0,603                           | 1,003                         |
|                      | Čista donosnost sredstev (ROA)   | -0,070   | 0,028                    | 6,474       | <b>0,011</b>                    | 0,932                         |
|                      | Povprečno št. zaposlenih         | 0,012    | 0,014                    | 0,767       | 0,381                           | 1,012                         |
|                      | Starost                          | -0,097   | 0,653                    | 0,022       | 0,882                           | 0,908                         |
|                      | Revidirani                       | 0,401    | 0,801                    | 0,250       | 0,617                           | 1,493                         |
|                      | Št. odprtih TRR                  | 0,020    | 0,037                    | 0,288       | 0,591                           | 1,020                         |
|                      | Št. tožb                         | 0,454    | 0,257                    | 3,129       | 0,077                           | 1,575                         |
|                      | Blokada                          | -0,383   | 0,790                    | 0,235       | 0,628                           | 0,682                         |
|                      | Konstanta                        | -1,627   | 1,353                    | 1,446       | 0,229                           | 0,196                         |

*Vir: lastno delo.*

Na podlagi primerjave uspešnosti razvrstitve podjetij za eno, dve in tri leta pred nastopom stečajnega postopka malih podjetij lahko zapišemo, da nefinančni podatki izboljšujejo uspešnost razvrstitve, vendar nimajo statistično značilne napovedne moči ter kot taki ne vplivajo na napoved stečajnega postopka. Edini kazalnik, ki ima vpliv, je blokada računa podjetja za več kot 50 dni, in tudi ta z oddaljevanjem let, iz katerih črpamo podatke, izgublja vpliv na napoved stečaja malih podjetij.

## 5.2 Omejitve analize

Analizo sem izvedla s pomočjo binarne logistične regresije. Zanj sem se odločila, ker ne predpostavlja normalne porazdelitve spremenljivk in ker imam v model vključene tako številske kot nominalne neodvisne spremenljivke. Metoda spada v skupino verjetnostnih modelov in z njo lahko ugotovimo dejansko pripadnost določeni skupini.

Prvi problem, ki se pojavi pri naboru podjetij, je ta, da so podjetja iz različnih dejavnosti. Zato se zmanjša uporabnost določenih kazalnikov in lažja ter natančnejša primerjava kazalnikov med seboj. Med kazalniki, ki ostanejo na voljo, se zaradi različnih dejavnosti pojavijo osamelci oziroma ekstremne vrednosti, ki zavajajoče vplivajo na rezultat modela. Za izločitev oziroma spremembo osamelcev si lahko pomagamo na več načinov, vendar se moramo zavedati posledic, ki jih te spremembe lahko prinesejo s seboj. Če osamelce izločimo iz analize, še dodatno zmanjšamo vzorec podjetij, ki je v tem primeru že tako majhen in predstavlja drugo omejitev v magistrskem delu. Da sem se temu delno izognila, sem osamelcem preoblikovala vrednosti, ki so bile še vedno ekstremne, vendar v sprejemljivi meri.

Druga omejitev je torej majhnost vzorca. V vzorec sem zbrala 86 podjetij v razmerju 50:50. V statistični literaturi se za reprezentativen vzorec uporablja vsaj 100 ali več enot (Jovan & Šušterič, 2004, str. 5). Ena izmed predpostavk uspešnosti logistične regresije je velikost vzorca. Če je ta premajhen, se posledično poveča standardna napaka in zmanjša kredibilnost ocenjenega modela. Predvidevam, da bi z zajetim večjim številom podjetij v vzorcu izboljšala natančnost in uspešnost napovedi stečajnega postopka za mala podjetja. Pri izbiri uspešnih podjetij sem si pomagala s štirimi kriteriji, na podlagi katerih sem jih primerjala s podjetji v stečaju. To so dejavnost podjetja, starost, število zaposlenih in prihodki od prodaje. Na izbiro sem imela veliko število malih podjetij, zato ne izključujem možnosti napačne izbire uspešnih podjetij, kar lahko tudi dodatno vpliva na rezultat modela. Zaradi velike podobnosti podjetij menim, da bi morala v analizo zajeti tista, ki so zelo uspešna, ter na ta način izboljšati napovedni model in prikaz ustreznih finančnih kazalnikov. Napovedni model sem namreč definirala le z dvema finančnima kazalnikoma, ostali so se izkazali za neustrezne oziroma brez vpliva.

Tretja omejitev so kvalitetni podatki. V Sloveniji so podjetja z zakonom obvezana k oddaji celotnih letnih poročil. Problem pa se pojavi pri revidiranju podatkov, katerih se mala podjetja ne poslužujejo, saj jim to ni zakonsko dodeljeno. Nerevidirana poročila lahko

vodijo v slabše rezultate modela. Vanj sem sicer vključila tudi kazalnik revidiranosti podatkov, vendar se je že iz opisne statistike pokazalo, da ne bo imel velike napovedne moči, saj so v vzorcu 86 podjetij le štiri opravila revizijo svojih podatkov.

Četrty problem je možnost nabora nefinančnih podatkov. V svoj model sem lahko vključila podatke, ki v bonitetnih ocenah napovedujejo dinamično oceno podjetja. To so kazalniki, ki so v osnovi lahko dostopni in se lahko ažurirajo na dnevni bazi. Številni nefinančni kazalniki, ki bi v določeni meri izboljšali napoved stečaja malih podjetij, so zame nedosegljivi oziroma bi bilo njihovo zbiranje dolgotrajno. Določene podatke bi nam lahko podalo le podjetje samo v sodelovanju s svojimi zaposlenimi. Eden izmed ustreznih kazalnikov v tej skupini bi bil zagotovo marketinška naravnost. Za mala podjetja je pomembno, da se ustrezno predstavijo širši javnosti, saj lahko le na ta način pridobijo nove stranke, zvišajo svoje prihodke in uspešno rastejo. Kazalnik marketinške naravnosti bi lahko bila spletna stran podjetja. Zanimivo bi bilo tudi spremljati kazalnik povprečne starosti zaposlenih, saj je mlajša generacija danes ambicioznejša ter zaradi težje zaposlitve primorana k iskanju novih idej in rešitev. Dalje bi lahko uporabili delež fluktuacije v podjetju, motiviranost in zadovoljstvo zaposlenih. Danes se vedno bolj izpostavlja pomen družbene odgovornosti podjetja do okolja, zato razna podjetja raje poiščejo partnerje, ki so okoljsko ozaveščeni. V nabor nefinančnih kazalnikov bi tako lahko vpeljali ravnanje z odpadki. Na izbiro imamo veliko nefinančnih podatkov, problem je le v njihovi dosegljivosti, kar izpostavljam kot veliko omejitev v svojem modelu.

## **SKLEP**

Mala podjetja po svetu in v Sloveniji predstavljajo prevladujočo obliko podjetij. So osrednja točka pri oblikovanju podjetniške strukture, novih delovnih mest, inovacij in s tem pri zagotavljanju gospodarske rasti. Za zagotavljanje rasti podjetja, plačevanja delovne sile, denarja za vlaganje v raziskave in razvoj pa je potrebno veliko finančnih virov. Ravno dostop do slednjih je danes največji problem malih podjetij. Banke namreč ne prepoznajo njihovega potenciala ter jim zato zaostrijo pogoje odobritve posojil, kar se kaže v višjih obrestnih merah in ostrejših zahtevah po zavarovanju. Informacije, ki največ štejejo, so finančni podatki, ki pa se lahko zaradi kreativnega računovodstva izkažejo za zavajajoče in nepravilne. Še vedno je premajhen poudarek na mehkih informacijah, ki bi jih banke lahko pridobile s sodelovanjem s svojimi poslovnimi partnerji in z njimi vzpostavile strukturo posojanja na podlagi odnosov.

Analitiki v svojih raziskavah dajejo vedno več poudarka na spremljanje nefinančnih podatkov pri vrednotenju podjetij. Tega se poslužujejo, ker je zakonodaja glede prikazovanja finančnih podatkov malih podjetij po državah različna. Ker je dostop do letih za zunanje uporabnike omejen, je potrebno raziskati še preostale dejavnike, ki nam kažejo uspešnost podjetja in s katerimi si lahko pomagamo pri oceni poslovanja podjetja. Zaradi problemov, s katerimi se soočajo mala podjetja pri svojem poslovanju in

pridobivanju sredstev za uspešno delovanje, sem se odločila, da preverim vpliv nefinančnih podatkov pri napovedi stečajnega postopka malih podjetij.

Namen magistrskega dela je bil izdelava ustreznega napovednega modela neuspeha slovenskih malih podjetij. Z modelom sem želela potrditi glavno hipotezo, da nefinančni podatki skupaj s finančnimi izboljšajo napovedni model stečaja malih podjetij. V vzorec sem vključila 86 malih podjetij; od tega je bilo 43 podjetij, ki so šla v letu 2015 v stečaj, in 43 podjetij, ki še vedno uspešno poslujejo. Tako sem imela razmerje podjetij v vzorcu 50:50, med seboj pa so si bila podobna glede prihodkov, dejavnosti, starosti in števila zaposlenih. Prvotno sem v analizo vključila 17 finančnih kazalnikov, ki sem jih izbrala glede na priporočila literature. S pomočjo Spearmanovega testa korelacije bi lahko iz nadaljnjega izključila deset kazalnikov saj se je izkazalo, da je med posameznimi napovednimi kazalniki prisotna visoka koreliranost. Vendar sem se odločila, da v model vključim vse finančne kazalnike in programu SPSS samemu prepustim izbiro ustreznih kazalnikov.

Za končno analizo sem izbrala binarno logistično regresijo. Pred izvedbo analize sem uspešno definirala osamelce in jim dodelila ustrezne vrednosti. S pomočjo postopne analize binarne logistične regresije sem postopoma izločila neprimerne finančne kazalnike. Izkazalo se je, da je bila ustrezna izbira kazalnikov že po testu Spearmanovega koeficienta korelacije s katerim sem se tudi znebila problema multikolinearnosti, ki v modelu logistične regresije ne sme biti prisotna. Po opravljeni končni analizi se je izkazalo, da sta statistično značilna finančna kazalnika le delež dolgov v financiranju in čista donosnost sredstev. Dalje sem jima v model vključila vseh šest nefinančnih kazalnikov, ki so izboljšali uspešnost razvrstitve modela. Nefinančni kazalniki, vključeni v model, so bili blokada računa več kot 50 dni, povprečno število zaposlenih, starost podjetja, dejavnost, opravljena revizija v podjetju, število tožb in število odprtih TRR. Z njihovo vključitvijo sem lahko potrdila le drugo hipotezo, da blokada računa za več kot 50 dni izboljšuje napovedni model stečajnega postopka malih podjetij, saj z višanjem števila dni blokiranega računa nad 50 dni pozitivno vpliva na možnost stečaja malih podjetij. Ostalih šest hipotez sem na podlagi rezultatov zavrnila.

V zadnjem koraku sem preverila, ali kazalniki napovedujejo stečaj podjetja tudi na podlagi podatkov za dve ali tri leta nazaj. Z oddaljevanjem let je sicer uspešnost razvrstitve manjša, vendar nefinančni kazalniki še vedno vplivajo na uspešnost razvrstitve podjetij. Najuspešnejša razvrstitev podjetij je bila pričakovano za leto 2015. Glede na leti 2014 in 2013 je razvrstitev boljša za 4,6 % in 9,3 %.

Kot je opredeljeno v preteklih študijah (Pompe & Bilderbeek, 2005; Blanco-Oliver, Dieguez & Alfonso, 2012), sem tudi sama prišla do ugotovitve, da sta za napoved stečaja malih podjetij pomembna kazalnika iz skupin financiranja in dobičkonosnosti, s katerima sem uspešno razvrstila visok procent podjetij. V model napovedi stečaja sta bila uvrščena le dva finančna kazalnika, za kar menim, da je vzrok tudi v majhnosti vzorca podjetij, ki so

mi bila na voljo. Zaključujem, da morajo za izboljšanje poslovanja ter dvig ugleda mala podjetja poskrbeti za ustrezne vire financiranja in uspešno obračanje sredstev podjetja, za kar lahko v določeni meri poskrbijo sama. Rast gospodarstva v Sloveniji se povečuje, napovedi za prihodnost so obetavnejše, zato menim, da bi mala podjetja morala izkoristiti trenutne razmere za razcvet svojega poslovanja. Za napoved stečaja z nefinančnimi kazalniki bo potrebno razviti ustrezne prijeme pri pridobivanju podatkov od podjetja samega. Digitalizacija nam danes omogoča pridobivanje velike količine podatkov, ki pa jih je potrebno ustrezno opredeliti in pravilno definirati. Že vsak posameznik dnevno preko elektronske pošte prejema ankete, ki pa v večini primerov končajo v smetnjaku. Podobno stanje je tudi pri podjetjih, ki se velikokrat pri razkrivanju podatkov izgovarjajo na poslovno skrivnost podjetja. Zanimivo bo spremljanje nove zakonodaje o varovanju podatkov, ki bo podjetjem še bolj omogočila zadržanje podatkov, bonitetnim hišam, bankam in ostalim zunanjim uporabnikom pa težje definiranje ter analiziranje vpliva nefinančnih podatkov na uspeh oziroma neuspeh podjetja.

V zadnjem poglavju sem predstavila še omejitve analize, ki so predvsem odraz majhnosti vzorca, različnih dejavnosti podjetja, morebitnih nekvalitetnih podatkov in nedosegljivosti potencialnih nefinančnih kazalnikov.

## LITERATURA IN VIRI

1. Adnan Aziz, M. & Dar, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand? *Corporate Governance: The international journal of business in society*, 6(1), 18–33.
2. AJPES - Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (brez datuma a). *Finančni podatki*. Pridobljeno 19. maja 2018 iz [https://www.ajpes.si/fipo/pomoc.asp?id\\_SifVrstaSubjekta=7](https://www.ajpes.si/fipo/pomoc.asp?id_SifVrstaSubjekta=7)
3. AJPES - Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (brez datuma b). *Hitro rastoča podjetja v obdobju 2010–2016*. Pridobljeno 15. marca 2018 iz [https://www.ajpes.si/Hitro\\_rastoca\\_podjetja](https://www.ajpes.si/Hitro_rastoca_podjetja)
4. Alfaro, E., García, N., Gámez, M. & Elizondo, D. (2008). Bankruptcy forecasting: An empirical comparison of AdaBoost and neural networks. *Decision Support Systems*, 45(1), 110–122.
5. Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589–609.
6. Altman, E. I. (1984). The success of business failure prediction models: An international survey. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 171–198.
7. Altman, E. I. & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus*, 43(3), 332–357.
8. Altman, E. I., Sabato, G. & Wilson, N. (2010). The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management. *The Journal of Credit Risk*, 6(2), 95.

9. Ataollah, M. Wan, F. & Veeri, C. (2011). The method for measuring and disclosure of non-financial performance. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 5(12), 1133–1145.
10. Banka Slovenije. (2016). *Predstavitev raziskave o dostopnosti finančnih virov za podjetja* 2015. Pridobljeno 22. marca 2018 iz [https://bankaslovenije.blob.core.windows.net/publication-files/2015Raziskava\\_o\\_dostopnosti\\_finan%C4%8Dnih\\_virov.pdf](https://bankaslovenije.blob.core.windows.net/publication-files/2015Raziskava_o_dostopnosti_finan%C4%8Dnih_virov.pdf)
11. Banka Slovenije. (brez datuma). *Financiranje majhnih in srednje velikih podjetij*. Pridobljeno 21. marca 2018 iz [https://bankaslovenije.blob.core.windows.net/legacy-files/5921\\_SME.pdf](https://bankaslovenije.blob.core.windows.net/legacy-files/5921_SME.pdf)
12. Banka za podjetnike. (2016). *Kaj mi povedo finančni kazalniki uspešnosti podjetja?* Pridobljeno 9. aprila 2018 iz <http://bankazapodjetnike.si/novice/podjetniske-finance/kaj-mi-povedo-financni-kazalniki-uspesnosti-podjetja/>
13. Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71–111.
14. Berger, A. N. & Frame, W. S. (2007). Small business credit scoring and credit availability. *Journal of small business management*, 45(1), 5–22.
15. Berger, A. N. & Udell, G. F. (2002). Small business credit availability and relationship lending: The importance of bank organisational structure. *The economic journal*, 112(477), F32–F53.
16. Bisnode d.o.o.. (brez datuma). *Metodologija*. Pridobljeno 20. maja 2018 iz [https://bonitete.bisnode.si/bonitetece/files/metodologija\\_si\\_si.pdf](https://bonitete.bisnode.si/bonitetece/files/metodologija_si_si.pdf)
17. Blanco-Oliver, A. J., Diéguez, A. I. I. & Alfonso, M. D. O. (2012). The Prediction of Bankruptcy of Small Firms in the UK using Logistic Regression. *Análisis financiero*, (118), 32–40.
18. Blum, M. (1974). Failing company discriminant analysis. *Journal of accounting research*, 1–25.
19. Bursac, Z., Gauss, C. H., Williams, D. K. & Hosmer, D. W. (2008). Purposeful selection of variables in logistic regression. *Source code for biology and medicine*, 3(1), 17.
20. Casey Jr., C. J. (1980). Variation in accounting information load: The effect on loan officers' predictions of bankruptcy. *Accounting Review*, 36–49.
21. Ciani, D., Russo, P. F. & Vacca, V. (2015). *Financing SMEs in Europe: Stylised facts, policies, challenges*. IAI Working Paper, 15(46). Pridobljeno 18 aprila iz <http://www.iai.it/sites/default/files/iaiw1546.pdf>
22. Coface Slovenija d.o.o. (2014). *Prezadolženost podjetij v Sloveniji*. 1–18. Pridobljeno 20. marca 2018 iz <http://www.coface.si/content/download/93703/1356533/file/Prezadol%C5%BEenost+podjetij+v+Sloveniji+COFACE.pdf>
23. Data d.o.o. (2013). *5 prednosti malih podjetij ali kako plavajo majhne ribe*. Pridobljeno 20. aprila 2018 iz <https://data.si/blog/2013/07/11/5-prednosti-malih-podjetij-ali-kako-plavajo-majhne-ribe/>

24. Data d.o.o. (2015). *Merila za velikost podjetja spremenjena z novim letom*. Pridobljeno 19. marca 2018 iz <https://data.si/blog/2015/12/29/velikost-podjetja-2016/>
25. Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of accounting research*, 167–179.
26. DeYoung, R., Goldberg, L. G. & White, L. J. (1999). Youth, adolescence, and maturity of banks: Credit availability to small business in an era of banking consolidation. *Journal of Banking & Finance*, 23(2–4), 463–492.
27. Du Jardin, P. (2009). Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? *Banker, Markets & Investors*, 98(1), 39–46.
28. Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, (2), 1477–1493.
29. Evropska Komisija. (2011). *Evropski Akt za mala podjetja: krepitev malih podjetij in gonilo rasti*. Pridobljeno 1. januarja 2018 iz [http://europa.eu/rapid/press-release\\_IP-11-218\\_sl.htm](http://europa.eu/rapid/press-release_IP-11-218_sl.htm)
30. Evropska Komisija. (2015). *Pregled napredka izvajanja akcijskega načrta »Akta za mala podjetja« 2014*. Pridobljeno 15. aprila 2018 iz <http://ec.europa.eu/DocsRoom/documents/8946/attachments/1/translations/sl/renditions/pdf>
31. Finančni slovar. Pridobljeno 10. junija 2018 iz <http://www.financnislovar.com/index.html>
32. FURS - Finančni urad Republike Slovenije. (2018). *Insolvenčni postopki in drugi načini prenehanja pravne osebe*. Ljubljana: Finančni urad Republike Slovenije.
33. Frost, J. (2017). Statistics By Jim. *Multicollinearity in Regression Analysis: Problems, Detection, and Solutions*. Pridobljeno 29. maja 2018 iz <http://statisticsbyjim.com/regression/multicollinearity-in-regression-analysis/>
34. Ghosh, D. & Vogt, A. (2012). Outliers: An evaluation of methodologies. V *Joint statistical meetings* (str. 3455–3460). San Diego, CA: American Statistical Association.
35. Grunert, J., Norden, L. & Weber, M. (2005). The role of non-financial factors in internal credit ratings. *Journal of Banking & Finance*, 29(2), 509–531.
36. Guček, M. (2014, 18. februar) Zakaj manjša podjetja težje dobijo kredit? [objava na blogu]. Pridobljeno 24. marca 2018 iz <https://data.si/blog/2014/02/18/zakaj-manjsa-podjetja-tezje-dobijo-kredit/>
37. Hall, G. (1992). Reasons for insolvency amongst small firms—A review and fresh evidence. *Small Business Economics*, 4(3), 237–250.
38. Hamel, G. (brez datuma). What Are The Causes of Business Bankruptcy. *Chron*. Pridobljeno 10. maja 2018 iz <http://smallbusiness.chron.com/causes-business-bankruptcy-49407.html>
39. Hayden, E. (2003). *Are credit scoring models sensitive with respect to default definitions? Evidence from the Austrian market*. Doktorska disertacija. Kraj: University of Vienna.

40. Heckman, E. (2016) What is Complete Separation in Binary Logistic Regression? [objava na blogu]. Pridobljeno 3. maja 2018 iz <http://blog.minitab.com/blog/starting-out-with-statistical-software/what-is-complete-separation-in-binary-logistic-regression>
41. Hosmer, D. W. & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression* (2. izd.). Kanada: John Wiley & Sons.
42. Hudson, J. (1987). The age, regional, and industrial structure of company liquidations. *Journal of Business Finance & Accounting*, 14(2), 199–213.
43. Ittner, C. & Larcker, D. (2000). Non-financial performance measures: what works and what doesn't. *Financial Times*, 16(10), 2000.
44. Johnson, C. G. (1970). Ratio analysis and the prediction of firm failure. *The Journal of Finance*, 25(5), 1166–1168.
45. Jovan, M. & Šušterič, M. (2004). *Statistično ocenjevanje verjetnosti neplačila za slovenske banke*. Ljubljana: Banka Slovenije.
46. Keasey, K. & Watson, R. (1991). Financial distress prediction models: A review of their usefulness. *British journal of Management*, 2(2), 89–102.
47. Lopez, J. A. & Saidenberg, M. R. (2000). Evaluating credit risk models. *Journal of Banking & Finance*, 24(1–2), 151–165.
48. Marinšek, D. (2015). *Multivariatna analiza: Zbirka rešenih primerov s komentarji*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
49. Mele, P. (brez datuma). Tožbe. Pridobljeno 19. aprila 2018 iz <http://www.odvetnik-mele.si/tozba>
50. Ministrstvo za pravosodje. (2013). *S prenovo insolvenčne zakonodaje do večje učinkovitosti stečajnih postopkov in postopkov prisilne poravnave*. Pridobljeno 20. maja 2018 iz [http://www.mp.gov.si/si/medijsko\\_sredisce/novica/6612/](http://www.mp.gov.si/si/medijsko_sredisce/novica/6612/)
51. Mramor, K. & Fiorentin, P.R. (2007). Nevronske mreže. Pridobljeno 18. maja 2018 iz [http://mafija.fmf.uni-lj.si/seminar/files/2007\\_2008/seminar.pdf](http://mafija.fmf.uni-lj.si/seminar/files/2007_2008/seminar.pdf)
52. Nagelkerke, N. J. (1991). A note on a general definition of the coefficient of determination. *Biometrika*, 78(3), 691–692.
53. Nova Ljubljanska banka. (2014a). *Posledica blokade je tudi poslabšanje plačilnih pogojev*. Pridobljeno 18. aprila 2018 iz <https://www.nlb.si/posledica-blokade-je-tudi-poslabsanje-placilnih-pogojev>
54. Nova Ljubljanska banka. (2014b). *Zakaj manjša podjetja težje dobijo kredit?* Pridobljeno 5. februarja 2018 iz <https://www.nlb.si/zakaj-manjsa-podjetja-tezje-dobijo-kredit>
55. Obaidat, A. N. (2007). Accounting information qualitative characteristics gap: Evidence from Jordan. *Inter national Management Review*, 3(2), 26.
56. OECD – Organizacija za gospodarsko sodelovanje in razvoj. (2018). *Enterprises by business size (indicator)*. Pridobljeno 20. marca 2018 iz <https://data.oecd.org/entrepreneur/enterprises-by-business-size.htm>
57. Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 109–131.

58. Papadopoulos, G., Rikama, S., Alajääskö, P., Salah-Eddine, Z., Airaksinen, A. & Luomaranta, H. (2018). Statistics on small and medium-sized enterprises. Eurostat. Pridobljeno 2. maja 2018 iz [http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Statistics\\_on\\_small\\_and\\_medium-sized\\_enterprises](http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Statistics_on_small_and_medium-sized_enterprises)
59. Pompe, P. P. & Bilderbeek, J. (2005). The prediction of bankruptcy of small-and medium-sized industrial firms. *Journal of Business venturing*, 20(6), 847–868.
60. Prosser, M. (2016, 23. junij). 3 reasons you should have more than one business bank account. *Bizjournals*. Pridobljeno 16. aprila 2018 iz <https://www.bizjournals.com/bizjournals/how-to/funding/2016/06/why-have-more-than-one-business-bank-account.html>
61. Roman, A. & Rusu, V. D. (2012). The Access of Small and Medium Size Enterprises to Banking Financing and Current Challanges: The Case of EU Countries. *Annales Universitatis Apulensis: Series Oeconomica*, 14(2), 533.
62. Seow, J. L. (2001). The demand for the UK small company audit an agency perspective. *International small business journal*, 19(2), 61–79.
63. Slapničar, S. (brez datuma). *Analiza računovodskih izkazov s kazalci. Gradivo k predmetu Finančno računovodstvo*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
64. SPIRIT Slovenija, javna agencija. (brez datuma) *Viri financiranja*. Pridobljeno 24. marca 2018 iz <https://www.podjetniski-portal.si/izdelki-in-storitve/viri-financiranja>
65. Statistics how to. (2016). *Hosmer-Lemeshow Test: Definition*. Pridobljeno 19. aprila 2018 iz <http://www.statisticshowto.com/hosmer-lemeshow-test/>
66. Statistics how to. (2018). *Wald test: Definition, Examples, Running the test*. Pridobljeno 19. maja 2018 iz <http://www.statisticshowto.com/wald-test/>
67. SURS - Statistični urad Republike Slovenije. (2010). *Standardna klasifikacija dejavnosti 2008*. Pridobljeno 15. maja 2018 iz <http://www.stat.si/doc/pub/skd.pdf>
68. Tranmer, M. & Elliot, M. (2008). *Binary logistic regression* (Cathie Marsh for census and survey research, paper, 20). Pridobljeno iz <http://hummedia.manchester.ac.uk/institutes/cmist/archive-publications/working-papers/2008/2008-20-binary-logistic-regression.pdf>
69. Viršek, D. (2016). Banke so optimistične glede poslovanja podjetij in pričakujejo rast. *Delo*. Pridobljeno 10. aprila 2018 iz <http://www.delo.si/gospodarstvo/finance/banke-so-optimisticne-glede-poslovanja-podjetij-in-pricakujejo-rast.html>
70. Viršek, D. (2017). Partner brez kapitala? Tvegano, a ne nujno brezhibno. *Delo*. Pridobljeno 18. aprila 2018 iz <http://www.delo.si/gospodarstvo/finance/partner-brez-kapitala-tvegano-a-ne-nujno-brezizhodno.html>
71. Zavod mladi podjetnik. (2011). *Viri financiranja podjetja*. Pridobljeno 21. marca 2018 iz <https://mladipodjetnik.si/podjetniski-koticek/pridobivanje-sredstev/viri-financiranja-podjetja>
72. Žakelj, L. (2004). *Razvoj malih in srednje velikih podjetij v Sloveniji in Evropski uniji*. Ljubljana: Urad Republike Slovenije za makroekonomske analize in razvoj.

## **PRILOGE**



### Priloga 1: Korelacijska matrika Spearmanovih korelacijskih koeficientov

|     | OS      | DK            | DD             | KPS           | FV            | KK            | PK            | PS     | SD            | KI     | KS     | CG            | G      | ROA           | ROE           | PM     | Z     |
|-----|---------|---------------|----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|--------|---------------|--------|--------|---------------|--------|---------------|---------------|--------|-------|
| OS  | 1,000   |               |                |               |               |               |               |        |               |        |        |               |        |               |               |        |       |
| DK  | 0,165   | 1,000         |                |               |               |               |               |        |               |        |        |               |        |               |               |        |       |
| DD  | ,274*   | -,542**       | 1,000          |               |               |               |               |        |               |        |        |               |        |               |               |        |       |
| KPS | -0,086  | <b>,814**</b> | -,371**        | 1,000         |               |               |               |        |               |        |        |               |        |               |               |        |       |
| FV  | ,261*   | ,331**        | <b>0,738</b>   | ,414**        | 1,000         |               |               |        |               |        |        |               |        |               |               |        |       |
| KK  | -0,127  | <b>,831**</b> | -,445**        | <b>,766**</b> | ,289**        | 1,000         |               |        |               |        |        |               |        |               |               |        |       |
| PK  | -0,185  | <b>,765**</b> | -,385**        | <b>,710**</b> | ,265*         | <b>,926**</b> | 1,000         |        |               |        |        |               |        |               |               |        |       |
| PS  | 0,084   | <b>,677**</b> | -,273*         | ,586**        | ,271*         | <b>,758**</b> | <b>,789**</b> | 1,000  |               |        |        |               |        |               |               |        |       |
| SD  | ,272*   | <b>,784**</b> | -,323**        | <b>,625**</b> | ,453**        | <b>,641**</b> | ,572**        | ,466** | 1,000         |        |        |               |        |               |               |        |       |
| KI  | 0,007   | ,257*         | 0,189          | ,254*         | ,342**        | ,346**        | ,416**        |        | 0,138         | 1,000  |        |               |        |               |               |        |       |
| KS  | -0,075  | 0,065         | ,326**         | ,247*         | 0,138         | 0,206         | ,247*         | 0,133  | 0,111         | 0,037  | 1,000  |               |        |               |               |        |       |
| CG  | 0,075   | <b>,801**</b> | -,356**        | <b>,714**</b> | ,390**        | <b>,754**</b> | <b>,721**</b> | ,558** | <b>,883**</b> | 0,192  | ,245*  | 1,000         |        |               |               |        |       |
| G   | 0,122   | <b>,700**</b> | -,241*         | <b>,619**</b> | ,459**        | <b>,612**</b> | ,599**        | ,511** | <b>,780**</b> | 0,206  | 0,193  | <b>,893**</b> | 1,000  |               |               |        |       |
| ROA | -,300** | ,444**        | -0,598         | ,420**        | 0,111         | ,462**        | ,446**        | ,255*  | ,515**        | -0,148 | 0,020  | <b>,640**</b> | ,536** | 1,000         |               |        |       |
| ROE | -,223*  | ,349**        | -,577**        | ,368**        | ,269*         | ,369**        | ,356**        | 0,194  | ,498**        | -0,088 | 0,013  | <b>,614**</b> | ,522** | <b>,932**</b> | 1,000         |        |       |
| PM  | -,335** | ,374**        | <b>-,750**</b> | ,319**        | 0,015         | ,398**        | ,372**        | 0,199  | ,442**        | -0,173 | -0,053 | ,572**        | ,444** | <b>,864**</b> | <b>,834**</b> | 1,000  |       |
| Z   | -0,031  | 0,062         | -,236*         | 0,150         | <b>,733**</b> | 0,052         | 0,024         | 0,011  | 0,182         | 0,031  | -0,154 | 0,124         | 0,183  | ,314**        | ,469**        | ,317** | 1,000 |