

**UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA**

MAGISTRSKO DELO

ZORICA VASIĆ

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

**NAPOVEDOVANJE STEČAJEV V SREDNJE VELIKIH GRADBENIH
PODJETJIH**

Ljubljana, marec 2015

ZORICA VASIĆ

IZJAVA O AVTORSTVU

Spodaj podpisana Zorica Vasić, študent Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, izjavljam, da sem avtor magistrskega dela z naslovom Napovedovanje stečajev srednje velikih gradbenih podjetij, pripravljene v sodelovanju s svetovalcem prof. dr. Aljoša Valentinčičom.

Izrecno izjavljam, da v skladu z določili Zakona o avtorski in sorodnih pravicah (Ur. l. RS, št. 21/1995 s spremembami) dovolim objavo magistrskega dela na fakultetnih spletnih straneh.

S svojim podpisom zagotavljam, da

- je predloženo besedilo rezultat izključno mojega lastnega raziskovalnega dela;
- je predloženo besedilo jezikovno korektno in tehnično pripravljeno v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, kar pomeni, da sem
 - poskrbel(-a), da so dela in mnenja drugih avtorjev oziroma avtoric, ki jih uporabljam v zaključni strokovni nalogi/diplomskem delu/specialističnem delu/magistrskem delu/doktorski disertaciji, citirana oziroma navedena v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, in
 - pridobil(-a) vsa dovoljenja za uporabo avtorskih del, ki so v celoti (v pisni ali grafični obliki) uporabljena v tekstu, in sem to v besedilu tudi jasno zapisal(-a);
- se zavedam, da je plagiatstvo – predstavljanje tujih del (v pisni ali grafični obliki) kot mojih lastnih – kaznivo po Kazenskem zakoniku (Ur. l. RS, št. 55/2008 s spremembami);
- se zavedam posledic, ki bi jih na osnovi predložene zaključne strokovne naloge/diplomskega dela/specialističnega dela/magistrskega dela/doktorske disertacije dokazano plagiatstvo lahko predstavljalo za moj status na Ekonomski fakulteti Univerze v Ljubljani v skladu z relevantnim pravilnikom.

V Ljubljani, dne _____

Podpis avtorja: _____

KAZALO

UVOD	1
1 FINANČNA STISKA PODJETJA: KLJUČNI IZRAZI IN OMEJITVE.....	4
1.1 Povzročitelji tveganja v finančni stiski	7
1.2 Finančna stiska kot celostni proces	9
1.2.1 Razsežnosti finančne stiske.....	9
1.2.2 Faze negativne spirale	11
1.3 Mehanizmi rešitve finančne stiske	14
1.3.1 Prestrukturiranje problematičnega dolga in ciklus finančne stiske.....	14
1.4 Stroški finančne stiske.....	15
1.4.1 Razmišljanje o stroških finančne stiske (ostaja) nespremenjeno	16
1.4.2 Obseg in dejavniki posrednih stroškov finančne stiske	16
1.5 Mikro- in makroekonomske posledice finančne stiske	17
2 GRADBENIŠTVO V SLOVENIJI IN VPLIV STEČAJEV GRADBENIH PODJETIJ NA BANKE	20
2.1 Gradbeništvo v Sloveniji	20
2.2 Gibanje ekonomskih kategorij v gradbeni panogi.....	21
2.3 Posledice gospodarske in finančne krize v gradbeništvu	22
2.4 Posledice krize in stečaji v gradbeništvu.....	24
2.5 Sposobnost podjetij za odplačevanje posojil.....	26
2.6 Premija za tveganje pri bankah	28
3 MODELI NAPOVEDOVANJA FINANČNIH TEŽAV PODJETIJ	30
3.1 Pregled modelov za napovedovanje finančnih težav podjetij	30
3.2 Modeli, ki temeljijo na računovodskih podatkih.....	31
3.3 Tržno zasnovani modeli (modeli zasnovani na tržnih informacijah).....	34
3.4 Pregled slovenskih raziskav na temo napovedovanja plačilne sposobnosti podjetij...	35
3.5 Večstopenjski modeli napovedovanja finančne stiske podjetja	38
4 METODOLOGIJA IN STATISTIČNO ANALIZIRANJE S POLINOMINALNO METODO	40
4.1 Metodologija polinomialne logistične regresije	40
4.2 Napake pri razvrščanju podjetij v skupine in uspešnost razvrščanja	44
4.3 Statistično modeliranje s polinomialno logistično regresijo	46
4.3.1 Viri vhodnih podatkov	47
4.4 Opis pojasnjevalnih spremenljivk	48
4.5 Prednosti in slabosti uporabe računovodskih kazalnikov.....	55
4.5.1 Problematika uporabe finančnih kazalnikov pri poslovnih analizah	56

4.5.2	Problematika analiziranja kazalnikov s statističnimi modeli.....	57
4.6	Osnovne opisne statistike finančnih kazalnikov	57
4.7	Način izbora finančnih kazalnikov za nadaljnjo analizo	64
5	UPORABA POLINOMINALNE LOGISTIČNE REGRESIJE ZA NAPOVEDOVANJE STEČAJEV PODJETJA	65
5.1	Testi polinomialne logistične regresije	66
5.1.1	Testiranje vpliva neodvisnih spremenljivk.....	67
5.1.2	Test kombiniranja alternativ	74
5.1.3	Test IIA (Independance of irrelevant alternatives – neodvisnost irelevantnih alternativ).....	75
5.2	Uspešnost razvrščanja s polinomialno logistično regresijo	78
5.2.2	Uspešnost razvrščanja s polinomialno logistično regresijo, ko v model vključimo več neodvisnih spremenljivk	81
	SKLEP.....	82
	LITERATURA IN VIRI.....	87
	PRILOGE	

KAZALO SLIK

Slika 1:	Dejavniki tveganja podjetja	7
Slika 2:	Propad podjetja kot integralen neprekinjen proces.....	9
Slika 3:	Načini odpravljanja finančne stiske	14
Slika 4:	Obseg gradbenih del v odstotnih točkah za obdobje od 2002 do 2012	21
Slika 5:	Kazalnik zaupanja v gradbeništvo ter letna stopnja rasti investicij v zgradbe v % za obdobje od 2006 do 2012.....	24
Slika 6:	Delež bilančne vsote podjetij v stečaju v celotni bančni vsoti dejavnosti.....	25
Slika 7:	Novo odobrena posojila gradbenemu sektorju v mio EUR	26
Slika 8:	Kvaliteta terjatev bank do gradbene panoge v odstotkih v letu 2011 v %	26
Slika 9:	Skupna obrestna mera (levo) in pribitki na EURIBOR (desno) za dolgoročna posojila bank po dejavnostih v odstotnih točkah	28

KAZALO TABEL

Tabela 1: Povprečno razmerje med dolgoročnimi obveznostmi podjetij in EBITDA po panogah.....	27
Tabela 2: Prikaz nekaterih finančnih kazalnikov poslovanja po dejavnostih in pribitki na EURIBOR za nova posojila pri domačih bankah v letu 2011	29
Tabela 3: Definicija in prikaz izračunov finančnih kazalnikov uporabljenih v analizi z oznako	51
Tabela 4: Povprečna vrednost, standardni odklon, koeficient variacije vseh finančnih kazalnikov po tipu podjetja v obdobju 2007–2010	58
Tabela 5: Prikaz rezultatov Wald-testa in zavrnitev H_0 , da so vsi koeficienti = 0	67
Tabela 6: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino delno zdravih podjetij in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina podjetja v stečaju	68
Tabela 7: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina delno zdrava podjetja	69
Tabela 8: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino delno zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina zdrava podjetja	70
Tabela 9: Prikaz relativnih stopenj tveganj in obetov za skupino delno zdravih podjetij in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina podjetja v stečaju	72
Tabela 10: Waldov test za kombiniranje alternativ ter $H_0: \beta_{1,m n} = \beta_{K,m n} = 0$	75
Tabela 11: Hausman-McFadden test za preverjanje IIA predpostavke	77
Tabela 12: Small-Hsiao test za preverjanje IIA predpostavke	77
Tabela 13: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo na podlagi finančnih kazalnikov dobljenih z Wald testom	79
Tabela 14: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo za eno leto vnaprej	80
Tabela 15: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo za dve leti vnaprej	80
Tabela 16: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo, ko v model vključimo več neodvisnih spremenljivk (referenčna skupina so podjetja v stečaju)	81
Tabela 17: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo, ko v model vključimo več neodvisnih spremenljivk za eno leto vnaprej (referenčna skupina so podjetja v stečaju)	82

UVOD

Slovenija je v obdobju recesije in stečajev podjetij. Ta ne prizanaša nikomur ne glede na velikost podjetja, ustvarjenega poslovnega izida in dejavnosti. Število stečajev se vse od začetka krize povečuje. Leta 2008 je propadlo okoli 150 podjetij, največ stečajev podjetij v zadnjih letih je bilo leta 2011, in sicer skoraj 700, samo v prvih sedmih mesecih leta 2013 pa se je ta številka povečala na več kot 400 podjetij (Data, d.o.o., 2013). V zadnjem času propadajo številna gradbena podjetja in za sabo vlečejo dolge verige nanje vezanih podizvajalcev ter dobaviteljev. Od podjetij, ki so končala v stečaju od 1. januarja 2009 do konec leta 2011, jih je bilo iz gradbeništva kar 17 %. Zaradi odobrenih posojil gradbenim podjetjem, ki jih le-ta niso bila sposobna vračati, se je bančni sektor znašel v krizi. Prišlo je do kreditnih krčev in selektivnega odobravanja posojil. Banke so v prvih devetih mesecih leta 2012 odobrile za 941 milijonov EUR novih posojil, kar je bilo za 40 odstotkov manj kot v enakem obdobju leta 2011 (Banka Slovenije, 2012b, str. 86).

V negotovi situaciji so tudi lastniki podjetij, managerji, investitorji, poslovni angeli. Zaradi situacije, v kateri smo trenutno, obstaja zadosten razlog za skrb in preventivo pred insolventnostjo podjetja. Eden možnih načinov, da zmanjšamo tveganje za napačne odločitve je, da oblikujemo modele, s pomočjo katerih skušamo napovedati stečaj podjetja. Razlog za oblikovanja modelov je preprečitev stroškov, ki bi jih imeli zaradi napačne odločitve v primeru, da se odločimo investirati v podjetje, ki je obsojeno na propad. Keasey in Watson (1991) menita, da bi lahko imela korist od oblikovanja modelov za napovedovanje stečajev tudi država in javne finance, ki bi imeli s pravočasnim odkrivanjem problematičnih podjetij dovolj časa, da jim pomagata. S tem bi država preprečila možnost nastanka »domino efekta« – propadanje podjetij eden za drugim (Laitinen & Kankaanpaa, 1999, str. 73). Zopounidis in Dimitras (1999) menita, da je število stečajev podjetij v neki državi pomemben pokazatelj razvoja in stabilnosti gospodarstva. Slabo gospodarsko zdravje ni zanimivo tujim vlagateljem, kar posledično privede do še višjih ekonomskih in socialnih stroškov.

V zadnjih tridesetih letih je bilo veliko napisanega in raziskanega na temo napovedovanja prihodnosti podjetij, predvsem napovedovanja težav na finančnem področju. Modeli so se razvili od enostavnih do bolj kompleksnih (Cybinski, 2003, str. 11). Na splošno lahko rečemo, da obstajajo štiri večje skupine metod za napovedovanje kreditne sposobnosti podjetja. Te so: modeli, temelječi na sodbah ali pravilih, statistični modeli, inteligentni ekspertni modeli in teoretični modeli. Teoretični modeli skušajo prikazati dejavnike, ki povzročijo krizo podjetja, statistični in inteligentni modeli pa so bolj osredotočeni na odkrivanje znakov. Poznamo statične in dinamične modele (Shumway, 2001, str. 102). Vsak model ima svoje prednosti in slabosti, ene metode dajejo boljše rezultate kot druge.

Na temo napovedovanja stečajev podjetij je bilo v Sloveniji napisanih precej diplomskih in magistrskih nalog. Verbovškova (1998) je konec devetdesetih let v svojem magistrskem delu prikazala kvantitativne modele za napovedovanje plačilne sposobnosti slovenskih podjetij.

Valentinčič (1999) je analiziral plačilno sposobnost mikro podjetij v Sloveniji. Mramor, Košiček, Pahor, Prusnik, Valentinčič in Verbovšek (1998) so izdelali statistična orodja za analize kreditne sposobnosti slovenskih podjetij. Za raziskovalne namene najbolj prevladuje uporaba diskriminante analize ter logistične regresije. V nalogi sem se odločila za uporabo polinomialne logistične regresije. Razlika med binarno logistično regresijo in polinomialno logistično regresijo je, da ima pri binarni logistični regresiji (dihotomna) odvisna spremenljivka dva možna izida (nek dogodek se lahko zgodi ali ne zgodi; stečaj oziroma ne stečaj). Pri polinomialni logistični regresiji ima odvisna spremenljivka več kot dva izida (stečaj podjetja, zdravo podjetje, delno zdravo podjetje). Johnsen in Melicher (1994) sta uporabila polinomialni logistični model za napovedovanje stečajev podjetij. K skupini zdravih podjetij in podjetij v stečaju dodata skupino »šibkih« podjetij. Namen dodatne skupine je v zniževanju napačne razvrstitve problematičnih podjetij.

Napovedovanje stečaja podjetja je pomembno za različne udeležence na finančnem trgu kot tudi za sama gradbena podjetja, lastnike podjetij, managerje, investitorje, banke, poslovne partnerje in vse tiste, ki so zadolženi za stabilnost finančnega trga. Ravno zato se je pri teh udeležencih na finančnih trgih povečala potreba po različnih modelih, s katerimi bi lahko zanesljivo napovedovali finančno stanje oziroma zdravje podjetja v bližnji prihodnosti, predvsem pa bi z modeli prepoznali zgodnje znake težav na finančnem področju. S tem, ko bi pravočasno prepoznali zgodnje znake šibkosti podjetja, bi imeli več časa za reševanje le-tega.

Kot rečeno, pri pregledovanju domače literature in raziskovalnih nalog ter strokovnih člankov nisem zasledila, da bi se polinomialna logistična regresija uporabljala v namene napovedovanja stečajev podjetij v Sloveniji. Namen magistrske naloge je, s pomočjo tuje strokovne literature, predstaviti omenjeno metodo ter na podlagi finančnih kazalnikov s polinomialno logistično regresijo napovedati pripadnost srednje velikih gradbenih podjetij eni izmed treh skupin podjetij (skupini podjetij, ki so v stečaju, skupini delno zdravih podjetij in skupini zdravih podjetij).

Cilj magistrskega dela je poiskati odgovora na dve glavni vprašanji: ali lahko s pomočjo finančnih kazalnikov napovedujemo stečaje srednje velikih gradbenih podjetij ter ugotoviti, kateri finančni kazalniki so značilni za posamezno skupino podjetij. Drugo vprašanje naloge je ugotoviti, kako ustrezna (robustna) je polinomialna logistična regresija za naš model ter kako kakovosten in natančen je model pri razvrščanju podjetij v eno izmed skupin. Pri razvrščanju podjetij model naredi napake (Koh, 1992). To sta napaka vrste I in napaka vrste II. Napaka vrste I nastane, ko model slabo podjetje opredeli kot dobro, torej, ko model podjetje, ki je dejansko v stečaju, razvrsti v skupino zdravih in delno zdravih podjetij. Napaka vrste II je napaka, ko model dobro podjetje opredeli kot slabo, torej, ko model zdravo podjetje razvrsti v skupino delno zdravih podjetij ali skupino podjetij, ki so v stečaju.

S polinomialno logistično regresijo skušam napovedati pripadnost podjetja eni izmed treh skupin ter na podlagi napak, ki jih je izbrana metoda naredila, podajam sklepe o smiselnosti uporabe polinomialne logistične regresije.

Pri iskanju odgovorov na zgoraj zastavljena vprašanja uporabljam več raznovrstnih metod, od pregleda domače in tuje literature, deskriptivnega pristopa do statističnega analiziranja. Metodološki prijemi pri izdelavi magistrske naloge temeljijo na metodah znanstvenega raziskovanja (metode kompilacije, komparacije, analize in sinteze). Teoretični okvir je narejen s pomočjo pregleda domače in tuje literature, predvsem s finančnega in statističnega področja. V drugem delu empirična raziskava temelji na statistični obdelavi pridobljenih podatkov s strani bonitetne hiše Bisnode, d.o.o.. Statistična metoda je uporabljena tako kot to priporoča statistična literatura. Za analizo podatkov sem uporabila statistični program STATA in orodje Excel.

Naloga je sestavljena iz dveh glavnih delov. V prvem delu je predstavljen poglobljen teoretično-analitičen pregled domače in tuje literature, znanstvenih člankov in razprav s področja finančnih stisk podjetja. V drugem, empiričnem delu je predstavljena statistična analiza podatkov srednje velikih gradbenih podjetij ter odgovori na zastavljena vprašanja.

V prvem poglavju predstavim različne opredelitve finančnih stisk podjetij, ker vsaka kriza podjetja še ne pomeni stečaja podjetja. Nato predstavim vzroke za nastanek finančne stiske podjetja in finančno stisko podjetja kot celostni proces, znotraj katerega obravnavam faze negativne spirale. Ker se negativna spirala konča z možnostjo prestrukturiranja podjetij v stiski, na kratko opišem mehanizme za rešitev finančne stiske podjetja. Prvo poglavje zaključim s pregledom stroškov, ki so posledica podjetij v stiski in vpliva teh podjetij na mikro in makro okolje.

S pregledom posledic podjetij v finančni stiski na mikro in makro okolje prehajam na drugo poglavje magistrske naloge, kjer predstavim gradbeni sektor in vpliv gradbenega sektorja na banke. Ogleдали si bomo gibanje nekaterih ekonomskih kategorij v gradbenem sektorju v obdobju od leta 2007 do leta 2011, predstavim pa tudi vpliv stečajev gradbenih podjetij v omenjenem obdobju na bančni sektor in odzivnost bank na gradbeni sektor.

V tretjem poglavju prikažem modele za ocenjevanje finančnega tveganja podjetij v stiski. Predstavim modele, zasnovane na finančnih kazalnikih, in tržno zasnovane modele. Prikažem uporabo teh modelov v domači literaturi ter se na podlagi le-teh odločim za metodo, ki jo uporabim v nalogi. S tretjim poglavjem zaključim prvi teoretičen del naloge.

Četrto poglavje začnem s predstavitvijo izbrane metode ter predstavim vhodne podatke odvisnih in neodvisnih spremenljivk. Tu proučim potencialne in izbrane odvisne spremenljivke ter njihove opisne statistike.

V petem poglavju prikažem rezultate empirične raziskave, ki sem jih obdelala s statističnim programom STATA. Odgovorim na zastavljeno vprašanje, ali lahko na podlagi finančnih kazalnikov napovedujemo stečaj srednje velikih podjetij. Poleg tega preverim primernost in uspešnost izbrane metode za izbrana podjetja.

V sklepu podam glavne ugotovitve in iztočnice za izboljšavo modela ter predloge za nadaljnje raziskave.

1 FINANČNA STISKA PODJETJA: KLJUČNI IZRAZI IN OMEJITVE

Prvo vprašanje, na katerega moramo odgovoriti, ko govorimo o finančni stiski kot ekonomskem izrazu je, ali ga lahko uporabimo za vse udeležence na trgu ali samo za izbrana delujoča podjetja. Finančna stiska običajno vključuje vsaj dve nasprotni stranki: dolžnika in upnika. Definicija upnika je lahko nejasna. V širšem smislu so to lahko ne zgolj ponudniki zunanjega kapitala, ampak tudi druge interesne skupine podjetja, kot so dobavitelji ali zaposleni (Wruck, 1990, str. 421). Hipotetično je vsako podjetje, vključno z nezadolženimi podjetji, dovzetno za finančno stisko. V nasprotju s tem pa, če je finančna stiska definirana kot nezmožnost odplačevanja trenutnih finančnih obveznosti podjetja, je raziskava pojava finančne stiske lahko omejena zgolj na analizo podjetij z zunanjim financiranjem. Pri tem niso upoštevana nezadolžena podjetja, saj za podjetja, ki nimajo težav s finančnim vzvodom poslovanja, ne moremo reči, da so v finančni stiski (Altman, 2002, str. 8). Jedro težav v finančni stiski je namreč visok vzvod. Zato so predmet dane raziskave podjetja z veliko dolga.

Številni raziskovalci so poskušali povzeti različna dojetanja finančne stiske, da bi tako predstavili celotno sliko obstoječih pristopov, vendar jih nihče od njih ni klasificiral (Weckbach, 2004, str. 21–29). Definicije finančne stiske lahko razvrstimo v tri glavne kategorije:

- dogodkovno usmerjene definicije finančne stiske,
- procesno usmerjene definicije finančne stiske in
- tehnične definicije finančne stiske.

V okviru prve klasifikacijske skupine se finančna stiska običajno uporablja skupaj z izrazi, kot so neizpolnjevanje obveznosti, neuspeh in stečaj. Finančna stiska je definirana kot »nezmožnost odplačevanja zapadlih finančnih obveznosti podjetja« (Beaver, 1966, str. 71). Beaver je bil eden od prvih raziskovalcev, ki je izpostavil dejstvo, da finančna stiska lahko nastopi v različnih oblikah. Glede na vrsto danega dogodka je lahko poslovna oblika finančne stiske stečaj, neplačilo obveznic, prekoračen bančni račun ali neizplačilo priljubljenih delniške dividende.

Podobne definicije finančne stiske najdemo v Andrade in Kaplan (1998) ter Brown, James in Mooradian (1993). Ti avtorji pojasnjujejo finančno stisko kot ključni dogodek, katerega nastanek je ločnica med obdobjem, ko je bilo podjetje finančno zdravo, in obdobjem, ko je podjetje finančno nezdravo in ob katerem je treba izvesti popravljalne ukrepe za prebroditev težavne situacije. Andrade in Kaplan (1998) navajata dve obliki finančne stiske: prva je

neizpolnjevanje obveznosti glede plačila dolga, druga pa poskus prestrukturiranja dolga, da bi preprečili situacijo neizpolnjevanja obveznosti.

Brown et.al (1993, str. 102) klasificirajo podjetje kot finančno v stiski, če to namerava uvesti ukrepe prestrukturiranja v izogib neizpolnjevanju obveznosti ali kot odziv na pričakovano neizpolnjevanje obveznosti posojilne pogodbe.

Whitaker (1999, str. 124) kritizira opredelitev finančne stiske v okviru enega samega dogodka. Pravi, da neizpolnjevanja obveznosti ne gre enačiti s finančno stisko, saj podjetje utрпи večino izgub in drugih neugodnih učinkov v času pred neizpolnjevanjem obveznosti ali stečajem.

Opler in Titman (1994, str. 1015) podajata širšo definicijo finančne stiske kot drag dogodek, ki vpliva na odnos med imetniki terjatev in nefinančnimi interesnimi skupinami (kupci, dobavitelji, zaposleni). Podjetje se posledično sooči z oteženim dostopom do novega kapitala in nosi naraščajoče stroške vzdrževanja prizadetega odnosa. Gestel, Baesens, Suykens, Van den Poel, Baestaens, in Willekens, (2006, str. 980) opredelijo finančno stisko in propad kot posledico dolgotrajnih izgub, ki povzročijo nesorazmerno povečanje obveznosti ter zmanjšanje vrednosti premoženja. Hendel (1996, str. 309) podaja verjetnostno definicijo finančne stiske kot »verjetnost stečaja, ki je odvisna od stopnje likvidnih sredstev ter razpoložljivosti posojil«.

Pomemben prispevek procesno usmerjenih definicij k pojmovanju finančne stiske je, da odražajo razvoj v razumevanju tega zapletenega pojava in predstavljajo »razširitev definicije z zgolj stanja stečaja na stanje stiske med zdravjem podjetja in stečajem« (Turetsky, 2003, str. 24).

Purnanandam (2005, str. 3) finančno stisko opredeli na podlagi solventnosti. Pri tem razvije teoretični model korporativnega upravljanja s tveganji v prisotnosti stroškov finančne stiske. Finančna stiska je opredeljena kot vmesno stanje med solventnostjo in insolventnostjo. Podjetje je v stiski, ko zamudi plačilo obresti ali prekrši posojilne klavzule. Prehod iz stanja solventnosti v stanje insolventnosti se zgodi šele na dan zapadlosti, če je končna vrednost sredstev podjetja nižja od nominalne vrednosti posojila. Ta definicija tako jasno loči finančno stisko od neizpolnjevanja obveznosti in morebitnega stečaja. Podjetje je lahko v stiski tudi brez neizpolnjevanja obveznosti, vendar pa neizpolnjevanje obveznosti in stečaj nista mogoča brez predhodnega obdobja finančne stiske.

Ideja, da je finančna stiska ločena ekonomska kategorija in da jo je potrebno videti tudi kot skupen proces, ki združuje posamezna stanja propadanja podjetja, je uporabljena v modelu avtorjev Turetsky in McEwen (2001). Finančno stisko definirata kot serijo zaporednih stanj, prepoznavno po posebnem nizu neugodnih finančnih dogodkov. Vsaka faza finančne stiske ima točko stiske, ki se nadaljuje vse dokler ni dosežena naslednja točka stiske. Tehnično je vsaka faza finančne stiske definirana kot interval med dvema točkama stiske. Finančna stiska nastopi ob hitrem padcu denarnega toka iz pozitivnega v negativno. Znižanje dividend, ki

sledi, je znak za premik v naslednjo fazo, ki vodi v neizpolnjevanje obveznosti. Tehničnemu neizpolnjevanju posojilnih obveznosti sledi prestrukturiranje problematičnega dolga, ki običajno zmanjša tveganje za morebitni stečaj. Raziskovalcem je tako prvič uspelo opisati finančno stisko kot neprekinjen proces z jasno strukturo in razvrstitvijo dogodkov stiske.

V nadaljevanju je podana še zadnja skupina definicij finančne stiske. Tu je poudarek na prepoznavanju glavnih kazalnikov, ki se običajno uporabljajo v empiričnih študijah o napovedovanju finančne stiske in v analizi uspešnosti podjetij v stiski.

Na najpomembnejše pokazatelje finančne stiske lahko naletimo ob analizi finančnih kazalnikov podjetja. Kazalniki finančne stiske, ki temeljijo na računovodskih izkazih, so med raziskovalci še vedno zelo priljubljeni in se pogosto uporabljajo kot izbirna merila. Kljub kritiki, da so finančni kazalci usmerjeni v preteklost in ne morejo zajeti prihodnje dinamike in obetov podjetja kot tekočo problematiko, se odlično obnesejo v modelih za napovedovanje finančne stiske ter verjetnosti neizpolnjevanja obveznosti (Hillegeist, Keating & Lundstedt, 2004, str. 6).

Denis (1995) govori o finančni stiski, ko podjetje utрпи izgube (negativni poslovni izid pred obdavčitvijo) v zadnjih treh zaporednih letih. Rezultati empirične analize politike dividend v finančni stiski kažejo, da ima podjetje po tem, ko pade v finančno stisko, običajno težave z denarnim tokom in ne more izplačati dividend. Hitro in agresivno znižanje dividend skupaj z zaporednim negativnim izidom lahko tako uporabimo kot pokazatelja situacije finančne stiske.

Platt in Platt (2002, str. 186–187) poudarjata pomanjkanje dosledne definicije za vstop podjetja v finančno stisko in poskušata povzeti različne operativne definicije finančne stiske v enem izbirnem mehanizmu. Smatra se, da je podjetje v finančni stiski, če pride do enega od naslednjih dogodkov: večletni negativni poslovni izid ali ukinitvev izplačevanja dividend, finančno prestrukturiranje ali obsežno odpuščanje zaposlenih.

Pogosto se za identifikacijo finančne stiske v modelu uporabljajo tako računovodski (angl. *accounting based*) kot tržni (angl. *market based*) kazalci. Ta kombinirani pristop s povezovanjem notranjih in zunanjih kazalcev raziskovalcem omogoča zajeti zapleteno in raznovrstno naravo pojava finančne stiske. Opler in Titman (1994) podjetja v težavah identificirata na podlagi srednje vrednosti rasti prodaje in srednje vrednosti delnic. Negativni borzni donosi (padec pod -30 %) so znak za nepričakovan pojav negativnih procesov v podjetju. Skupaj z negativno vrednostjo rasti prodaje so negativni borzni donosi pokazatelj obstoja skritih operativnih težav podjetja pri vsakdanjem poslovanju. Ta dva kazalca sta ključnega pomena med gospodarskimi upadi, saj ne odražata zgolj učinkovite operativne strukture podjetja, ampak tudi njeno odvisnost od nazorov vlagateljev, situacije konkurentov in splošnih pogojev panoge.

Whitaker (1999) za identifikacijo vstopa podjetja v finančno stisko kot merilo uporabi denarni tok in tržno vrednost podjetja. Finančna stiska je definirana kot situacija, ko ima podjetje

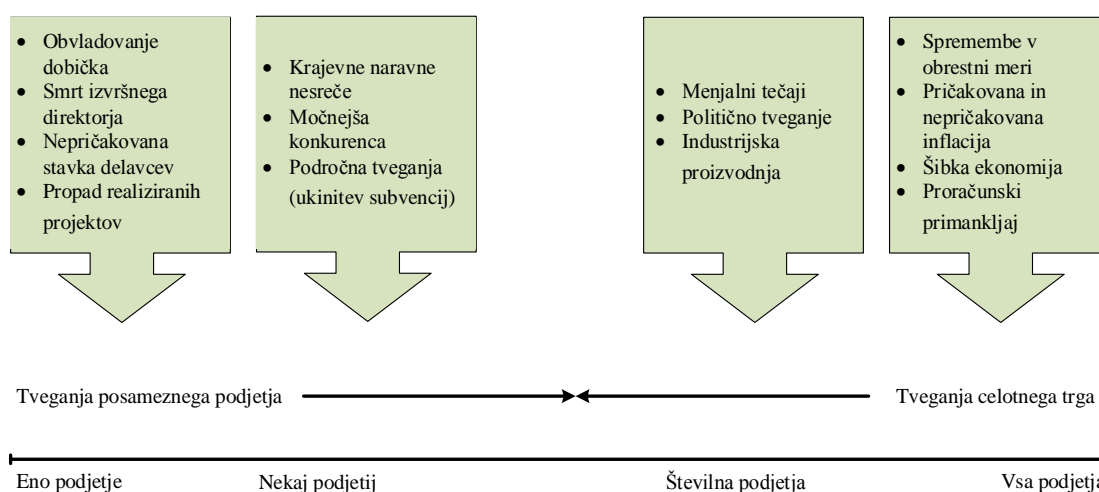
nezadostne denarne tokove za pokrivanje svojih obveznosti in utrpi padec svoje tržne vrednosti. Denarni tokovi niso zadosten pokazatelj finančne stiske, saj ima podjetje lahko trenutni denarni primanjkljaj, ki ga je mogoče odpraviti z uporabo drugih virov kritja navkljub trenutnemu pomanjkanju likvidnosti. Znižanje tržne vrednosti je dodatno zagotovilo za pravilno izbiro podjetij v finančni stiski, saj odraža neprekinjene težave z denarnim tokom in posledično padec njihove vrednosti.

1.1 Povzročitelji tveganja v finančni stiski

Finančna stiska je zelo zapleten in raznolik proces. Področje raziskovanja finančne stiske podjetij je relativno novo v primerjavi z znanjem o tekočih mehanizmih in procesih v zdravih podjetjih. Težave pri merjenju finančne stiske so pogosto povezane s težavami pri ugotavljanju, ali je posamezni dejavnik povzročitelj finančne stiske ali le njena posledica. V tem delu si bomo pogledali, katere dejavnike tveganja lahko razumemo kot povzročitelje finančne stiske.

Heterogenost finančne stiske je posledica raznolikosti povzročiteljev finančnih težav. V skladu s finančno teorijo te težave lahko povzročijo zunanji ali notranji dejavniki tveganja. Notranji dejavniki tveganja so običajno povezani s težavami znotraj podjetja. Zato imajo ti negativen učinek le na določeno podjetje ali majhno število podjetij znotraj iste mreže. Prevladujejo zunanji dejavniki tveganja, ki lahko prizadenejo vsa podjetja na trgu. Na spodnji sliki je na enostaven način prikazan in povzet celoten spekter notranjih in zunanjih povzročiteljev tveganja.

Slika 1: Dejavniki tveganja podjetja



Vir: A. Damodaran, *Investment Valuation*, 2002, str. 67.

Identifikacija povzročiteljev finančne stiske praviloma temelji na obsežnih empiričnih raziskavah. Karels in Prakash (1987) vse možne vzroke finančne stiske tako razdelita v dve skupini: notranji dejavniki tveganja in zunanji pretresi. Notranje dejavnike tveganja lahko pripišemo slabemu gospodarjenju. Možne pojavne oblike slabega gospodarjenja so

pomanjkanje občutka potrebe po spremembi, pomanjkljivo sporazumevanje, pretirana širitev podjetja, nenamerno napačno vodenje projektov ali goljufija. Zunanji pretresi niso odvisni od sposobnosti vodenja. Lahko jih razvrstimo v nezmožnosti regulativnega razvoja, turbulence na trgu dela ali naravne nesreče.

Asquith, Gertner in Sharfstein (1994, str. 633) navajajo tri razloge za nastanek stiske podjetja. Najpomembnejši vzrok finančnih težav v njihovem vzorcu – za podjetje specifična neuspešnost – je notranji in odgovoren za stisko v 56,4 % podjetij v vzorcu. Neuspešnosti panoge gre pripisati 22,2 % neuspehov, 21,4 % podjetij pa ne uspe zaradi visokega finančnega vzvoda. Podobne rezultate, ki se nanašajo na glavne povzročitelje finančne stiske, najdemo v študiji, ki jo je opravil Whitaker (1999, str. 127). 76,8 % podjetij trpi za posledicami izključno notranjih težav, 37,5% jih propade zaradi kombinacije notranjih in zunanjih dejavnikov tveganja (slabo gospodarjenje podjetja v kombinaciji z upadanjem panoge). Vloga izključno zunanjih vzrokov je presenetljivo majhna v vzorcu, ki ga navaja Whitaker (1999): samo 9,4 % vseh podjetij propade zaradi neuspešnosti panoge.

Andrade in Kaplan (1998) analizirata transakcije z visokim finančnim vzvodom in trdita, da nastop finančne stiske v vzorcu povzročijo pomanjkljivi denarni tokovi. Postavita hipotezo in se osredotočita na štiri možne vzroke za finančno stisko: neuspešnost industrije kot posledica gospodarskih pretresov, neuspešnost podjetja, spremembe kratkoročne obrestne mere ter finančni vzvod podjetja. V nasprotju z Asquith, Gertner in Sharfstein (1994) njuni empirični rezultati podpirajo dejstvo, da je finančni vzvod podjetja največji dejavnik pri povzročitvi finančne stiske. Visok finančni vzvod je glavni razlog za pomanjkanje denarja v podjetju. Andrade in Kaplan (1998) omenjata tudi povezavo med virom in obsegom finančne stiske. Finančne težave, ki so povezane z gospodarskimi pretresi, so običajno globlje in večje.

Naslednji korak k razumevanju razlogov za finančno stisko sta naredila Maksimovic in Phillips (1998). Poročata o pomembnih razlikah med dejavniki tveganja, ki podjetja potisnejo v finančno krizo, v obdobjih zelo dejavnega poslovanja in v obdobjih cikličnega upada. Propad podjetij med gospodarsko rastjo je posledica nizke produktivnosti in notranje neučinkovitosti. Pri upadih podjetja utrpijo finančno stisko večinoma zaradi presežnih zmogljivosti proizvodnje in nizke ravni denarnih tokov v panogi. Odvisnost pogostosti pojava finančne stiske od zunanjih pretresov dokazuje, da je število stečajev negativno povezano s stanjem gospodarstva: delež podjetij, ki gredo v stečaj med recesijo, je trikrat višji od deleža tistih, ki gredo v stečaj med ugodnimi makroekonomskimi pogoji.

Altman in Hotchkiss (2005) sta vse vire, ki so v zadnjih 20 letih povzročili finančno krizo, povzela v dve skupini: zunanji dejavniki tveganja v nasprotju z notranjimi dejavniki tveganja. Najbolj izraziti notranji viri finančne stiske so slabo gospodarjenje, operativna neuspešnost in visok vzvod. Zunanji razlogi za finančno stisko so ekonomski pretresi, presežna zmogljivost in strukturne spremembe ter deregulacija ključnih panog in naravne nesreče. Avtorja menita, da raziskovalci s pretiranim poenostavljanjem pravih razlogov za finančne težave včasih uberejo napačno pot. Vendar bi bilo napačno strogo ločiti obe skupini dejavnikov. Čeprav

nesposobnost vodenja predstavlja najpogostejši vzročni dejavnik za nastanek finančne stiske, so vzroki pogosto mešani, medsebojno povezani in jih je treba analizirati v vsej svoji kompleksnosti.

Kavčičeva (1996, str. 31) meni, da je podjetje v krizi, ko ne more poravnati svojih obveznosti in/ali posluje z izgubo. Razloga za izgubo podjetja sta dva. Prvi so previsoki stroški, drugi razlog je premajhen prihodek. Zato se moramo pri iskanju vzrokov osredotočiti na ti dve kategoriji. Podjetje mora biti pozorno pri prvih znakih, ki kažejo, da bo podjetje doseglo slabši rezultat od načrtovanega, in ne takrat, ko že posluje z izgubo.

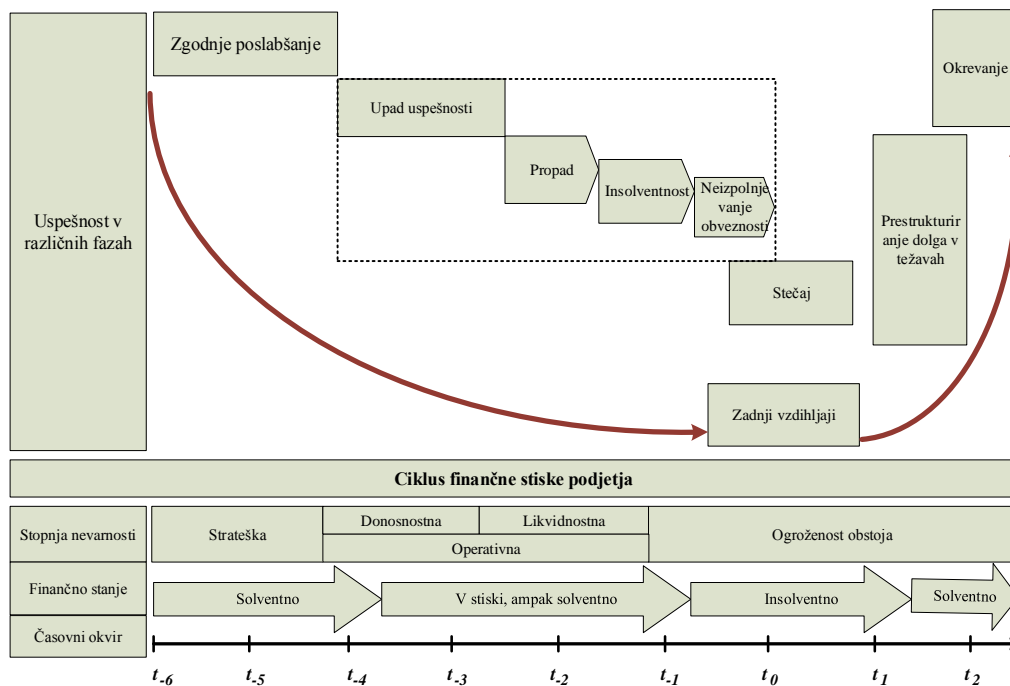
1.2 Finančna stiska kot celostni proces

Potrebno je globlje razumevanje neugodnih mehanizmov v vsaki fazi negativne spirale, da bi si lahko pojasnili, kaj se zgodi v finančni stiski, zakaj proces zmanjšanja vrednosti postane tako nespremenljiv (padec vrednosti lahko znaša do 70 % originalne vrednosti podjetja pred nastopom stiske, ali pa še več) in kako izbrati ustrezne ukrepe kot odziv na stisko.

1.2.1 Razsežnosti finančne stiske

Dinamičnost finančne stiske temelji na predpostavki, da gre podjetje med spopadanjem s finančnimi težavami skozi različne faze, od katerih ima vsaka specifične lastnosti in posledično drugače prispeva k propadu podjetja. Finančna stiska je časovno spremenljiva, kar pomeni, da ob vstopu vanjo podjetje ne ostane v istem stanju, dokler ni likvidirano ali si ne opomore. Spremembe finančnih pogojev vplivajo na prehod iz enega stanja finančne stiske v drugo (Hill & Perry, 1996, str. 60). Če se finančni pogoji zaostrijo, bo podjetje po vsej verjetnosti soočeno s stečajem, če pa podjetje postane bolj uspešno, ima možnost premagati svoje finančne težave in si opomoči brez neizpolnjevanja obveznosti. Analiza soodvisnosti spremembe finančnih pogojev in finančnega stanja podjetja mora tako temeljiti na treh razsežnostih dinamike stiske: vedenje v časovnem oknu, vpliv na različna finančna stanja ter značilne lastnosti delovanja in uspešnosti v različnih fazah stiske. Shematsko lahko proces propada podjetja prikažemo s sliko spodaj.

Slika 2: Propad podjetja kot integralen neprekinjen proces



Vir: N. Outecheva, *Corporate Financial Distress: An Empirical Analysis of Distress Risk*, 2007, str. 24.

Propad podjetja je prikazan kot tridimenzionalen proces, ki vključuje časovni okvir, finančna stanja in procesne faze. Časovni okvir zajema obdobje od prvih znakov rahlega upada uspešnosti, prek pospešenega poslabšanja navzdol do najnižje točke in poznejšega okrevanja. To je tako imenovani cikel finančne stiske. Povprečno dolžino procesa propada je težko določiti zaradi težav pri merjenju nastanka finančne stiske. Le-tega dejansko ni mogoče natančno določiti. Z vnaprejšnjimi napovedmi ni mogoče za več kot tri leta vnaprej oceniti datuma nastopa stečaja (Platt & Platt, 2002, str. 188). Napovedovanje neizpolnjevanja obveznosti več kot tri leta pred stečajem občutno zniža natančnost modelov napovedovanja.¹ Naknadna analiza finančne stiske nam pove, da se prvi opazni znaki upada zdravja podjetja pojavijo pet do šest let pred stečajem. Obstoj zgodnejših znakov upada uspešnosti je vprašljiv. Tudi če ti obstajajo, so neopazni, zelo šibki, večinoma strateške in ne finančne narave in so zato težko izmerljivi. Finančna teorija teh dejavnikov zaradi njihove nepomembnosti običajno ne upošteva. Neugoden razvoj postane navadno opazen leto ali dve pred neizpolnjevanjem obveznosti, ko podjetje resnično zabrede v stisko. Običajno sta za prestrukturiranje dolga podjetja in doseg enake ravni uspešnosti kot pred nastankom stiske potrebni dve leti ali celo tri po začetku neizpolnjevanja obveznosti (Hambrick & D'Aveni, 1988, str. 14).

Finančna stanja predstavljajo drugo dimenzijo procesa propada podjetja. Do padca podjetja v finančno stisko običajno pride zaradi spremembe likvidnosti. Vendar pa zmanjšanje tekočih virov sredstev nima nujno negativnega vpliva na solventnost podjetja. Običajno je podjetje v zgodnjih fazah finančne stiske še naprej solventno, zaradi česar je težko prepoznati obstoj negativnih procesov v podjetju. Študije dogodkov kažejo, da je nadaljnji upad likvidnosti, ki

¹Altman je z svojim Z-Score modelom s 94% natančnostjo napovedal stečaj podjetja eno leto pred stečajem, dve leti pred stečajem je bila natančnost 72% in tri leta pred propadom le 48% (Vidic, 2005, str. 58).

povzroči prehod v naslednje, solventno stanje stiske, mogoče prepoznati z analizo spremembe denarnih tokov v primerjavi s skupnimi sredstvi (Hill & Parry, 1996, str. 63).

Poglobljljajoča se finančna stiska povzroči likvidnost sredstev podjetja; vrednost podjetja pade pod nižjo mejo (Purnanandam, 2005, str. 4). V tem primeru finančno stanje podjetja ni več stabilno. Ker finančna stiska ne vodi vedno v neizpolnjevanje obveznosti, lahko ostane podjetje solventno tudi v tem obdobju, kar pomeni, da obstaja možnost, da se njegov finančni položaj izboljša pred datumom zapadlosti posojila. Pospešeno upadanje vrednosti opozarja na vedno pomembnejšo vlogo vzvoda pri zaznavanju možne transformacije v solventnost.

Do spremembe finančnega statusa v insolventno stanje pride na datum zapadlosti, ko podjetje ne izpolni obveznosti v zvezi z odplačevanjem dolga. Pravna posledica tega dogodka je stečaj. Transformacija ali vrnitev nazaj v solventno stanje je možna le po uspešnem dokončanju prestrukturiranja dolga v stiski.

Zadnja razsežnost strnjenege vpogleda v propad podjetja so njene faze, ki jih podam v nadaljevanju.

1.2.2 Faze negativne spirale

Že v razdelku 1.2 sem omenila, da je za večino podjetij vstop v finančno stisko posledica neuspešnosti, neugodnih gospodarskih pogojev ali oboje. Propad podjetja je dolg proces, ki gre skozi različne faze. Vse faze ciklusa finančne stiske razdelim v štiri daljše intervale: zgodnje poslabšanje, finančna stiska, »zadnji vzdihljaji« in prestrukturiranje v stiski. Če podjetje ne izpolnjuje posojilnih obveznosti in se ne odloči za likvidacijo, gre lahko skozi pravni proces stečaja, v nasprotnem primeru lahko izven sodišča opravi finančno prestrukturiranje. Ker se v uradnem obdobju stečaja in zlasti prvo leto prestrukturiranja v stiski podjetje še vedno redno bori za svoj obstoj, to najbolj ključno obdobje življenjskega ciklusa imenujem »zadnji vzdihljaji«. V skladu z izbrano metodologijo si posebej ogledam vsako od zaporednih faz finančne stiske.

1.2.2.1 Zgodnje poslabšanje

Majhno število empiričnih študij dokazuje, da lahko povzročitelje finančne stiske podjetja najdemo v prvem časovnem obdobju po vstopu v negativno spiralo, tako imenovano zgodnje poslabšanje, šest ali več let pred nastopom stečaja. Ta faza zaradi odsotnosti vidnih znakov približujočih se finančnih težav tretjim strankam pošlje zelo šibke signale o začetku procesov propadanja v podjetju. Kot sem omenila zgoraj, ima podjetje še vedno pozitivne denarne tokove iz poslovanja, kar tudi najbolj naprednim modelom predstavlja oviro pri prepoznavanju neizbežnih izgub. V tem obdobju pride do prvih strateških napak v zvezi z dolgoročno sliko podjetja. Hambrick in D'Aveni (1988, str. 13) bi rekla, da so »posejana semena šibkosti«, vendar pa zato, ker rezultati dolgoročnih strateških odločitev še niso vidni, na tej točki še ni mogoče vpeljati protiukrepov.

Raziskovalci lahko v tej fazi samo špekulirajo o usodnih učinkih zunanjih ali notranjih sprememb na zdravje podjetja. Weitzel in Jonsson (1989, str. 98) v zvezi s tem govorita o kvalitativnem značaju negativnih sprememb, ki jih je težko prepoznati in sporočiti. Te spremembe lahko vplivajo na osnovno tehnologijo podjetja, njeno proizvodno učinkovitost in omejen dostop do virov ali strank.

1.2.2.2 Finančna stiska

Dve do pet let pred stečajem podjetje preide s strateškega nivoja neugodnega razvoja na operativni in tako vstopi v samo finančno stisko. Finančno stisko lahko razdelimo v štiri podintervale: upad uspešnosti, propad, insolventnost in neizpolnjevanje obveznosti. Medtem ko upad in propad vplivata na donosnost podjetja, sta insolventnost in neizpolnjevanje obveznosti vezana na likvidnost. Teoretično je rezultat vsakega intervala lahko pozitiven, kar pomeni, da podjetje prekine trend upadanja, ali negativen, kar opozarja na neprekinjeno upadanje vrednosti podjetja in premikanje navzdol iz enega podintervala spirale v drugega. V številnih dejanskih primerih pri vstopanju v finančno stisko gre podjetje skozi vse faze upadanja (Outecheva, 2007, str. 28).

Whitaker (1999) meni, da je na splošno za finančno stisko značilen hiter upad uspešnosti in vrednosti podjetja. Ta del celotnega procesa ima dve pomembni značilnosti: pri pomikanju pri spirali navzdol iz ene faze v drugo se hitro upadanje pospeši, medtem ko dolžina vsake faze postaja vedno krajša. Seveda se upadanje učinkovitosti lahko nadaljuje dlje kot gospodarski propad podjetja. Dolžina insolventnosti je odvisna od strukture zapadlosti dolga podjetja, medtem ko je neizpolnjevanje obveznosti odvisno od datuma zapadlosti, ki mu sledijo ponovna pogajanja ter preobrat ali likvidacija, in je zato najkrajša faza finančne stiske. Največji izziv v finančni stiski je čim prej prepoznati neugodne procese in tako pridobiti več časa za odziv. Pozneje kot je za pričakovati finančno stisko, več je časovnega pritiska in bolj vprašljiv je uspeh protiukrepov.

Upadanje učinkovitosti se začne z značilnimi zlomi donosnosti. Upad prodaje, spremembe operativnega dohodka in negativni borzni donosi so znaki nadaljnjega upadanja (Opler & Titman, 1994, str. 1019). Whitaker (1999, str. 127) poroča, da v zgodnjih fazah finančne stiske operativni dohodek pade na 46,32 % pod povprečjem panoge. Slaba prodaja, pogostejše pritožbe strank o kakovosti izdelkov, dobavi in storitvah ter pozne finančne in vodstvene informacije so prav tako znaki zgodnjega upadanja. V tej fazi je podjetje opazno neučinkovito na operacijski ravni, saj mu manjkajo operativni cilji in z njimi povezane stopnje dobička.

Na podlagi gospodarskih kriterijev Altman in Hotchkiss (2005, str. 4) definirata propad kot situacijo, ko »je realizirana stopnja donosnosti vložnega kapitala, z dopustitvijo upoštevanja tveganja, občutno in neprekinjeno nižja od prevladujočih stopenj v podobnih naložbah«. Propad kot del ciklusa stiske vsebuje informacije o dejstvu, da stalno upadajoča donosnost in uspešnost podjetja, ki je pod povprečjem panoge, nista začasni, ampak trajni. Na tej točki finančna razmerja podjetja odražajo nezadostne dohodke za kritje stroškov, povprečna donosnost naložbe pa je veliko nižja od stroška kapitala.

Če podjetje ne prekine negativne spirale, propadanje hitro preide v stečaj. Za podjetja, ki izplačujejo dividende, prehod iz propadanja v insolventnost pogosto spremlja odločitev o njihovi ukinitvi ali začasni ustavitvi (Turetsky & McEwen, 2001, str. 329). Izrazito znižanje dividend se običajno uporabi kot nujen ukrep za omejitev odtoka denarja. Vloga ukinitve dividend v insolventnosti ni jasna: po eni strani ima začasen pozitiven učinek v obliki denarne injekcije, po drugi strani pa pošlje negativen signal kapitalskim trgov in lahko oteži pridobivanje zunanjega financiranja.

Pojav neizpolnjevanja obveznosti simbolizira vrhunec razvoja stiske. Kot sem že omenila, neizpolnjevanje obveznosti opisuje dogodek, ko podjetje ob zapadlosti ne more odplačati dolga ali obresti upnikom in posledično prekrši pogoje dogovora z njimi. To je lahko razlog za pravni spor. Gilson (1990, str. 330) razdeli dogodek neizpolnjevanja obveznosti v dve kategoriji: izpolnjevanje obveznosti v povezavi z obrestmi ali glavnico in tehnično neizpolnjevanje obveznosti finančne pogodbe v dolgu podjetja. Osnovna razlika med insolventnostjo in neizpolnjevanjem obveznosti je naveza slednje na datum zapadlosti. Podjetje je lahko dolgo časa insolventno. Vendar pa lahko rečemo, da ne izpolnjuje obveznosti do dolga šele na datum zapadlosti. Če je podjetje soočeno s tem dogodkom, ima ta za posledico prestrukturiranje zasebnega dolga in stečaj.

Kljub dejstvu, da neizpolnjevanje obveznosti lahko vidimo kot najnižjo točko negativne spirale, to še ne predstavlja konca upadanja vrednosti. Po neizpolnjevanju obveznosti lahko pride do dodatnega upada vrednosti. Neizpolnjevanje obveznosti lahko vodi v likvidacijo podjetja ali pa mu omogoči preživeti. Kaj dejansko prevlada, lahko razberemo iz izida faze ciklusa stiske, ki mu pravimo »zadnji vzdihljaji«. Glavni cilj podjetja v tem obdobju je preživeti. Faza »zadnji vzdihljaji« je verjetno najbolj dramatična faza v ciklusu finančne stiske podjetja (Outecheva, 2007, str. 32).

1.2.2.3 Zadnji vzdihljaji in prestrukturiranje v stiski

Obdobje po neizpolnjevanju obveznosti je za številna podjetja čas resnice, ko poslovne izgube postanejo vidne ne samo notranjim sodelavcem, ampak tudi javnosti, investorjem in različnim interesnim skupinam. Ne glede na to, kaj povzroči vstop podjetja v negativno spiralo in kako hitro doseže najnižjo točko, je obstoj številnih podjetij po neizpolnjevanju obveznosti ogrožen zaradi enakih posledic finančne stiske: izginjanje podpore zunanjih interesnih skupin, visoka stopnja notranjih neučinkovitosti, upadajoče notranje vzdušje in procesi odločanja (Arogyaswamy, Barker & Yasai-Ardekani, 1995, str. 498). Neizpolnjevanje obveznosti je znak, da bilanca stanja podjetja ne prenese upadanja uspešnosti, ker so finančni viri popolnoma izčrpani.

Odziv vodstva na neizpolnjevanje obveznosti je ključnega pomena in vključuje izvedbo prestrukturiranja v stiski, da bi preprečili pravno vložitev za stečaj. Prestrukturiranje je zapleten mehanizem in vključuje številne vidike podjetja v stiski, kot so njegova sredstva, upniki, interesne skupine, zaposleni, vodstvo in upokojeni. Večina procesov prestrukturiranja poteka istočasno. Raziskovalci navajajo štiri glavne vrste prestrukturiranja v stiski, in sicer

prestrukturiranje financ, vodstva, sredstev in dela v podjetju. Prvi dve vrsti prestrukturiranja se uporabljata za kratkotrajno odstranjevanje posledic neizpolnjevanja obveznosti, zadnji dve pa za doseganje srednjeročnih ciljev procesa okrevanja (Outecheva, 2007, str. 34).

Drug pristop k razporejanju prestrukturiranja v stiski je vpogled na prestrukturiranje glede na možne dejavnosti za izboljšanje sredstev ali obveznosti bilance stanja. Podjetje najprej poskrbi za reorganizacijo dolga v stiski in tako stabilizira nihanje likvidnosti. Pogodi se z dobavitelji, zaposlenimi, upniki in drugimi interesnimi skupinami o pogojih za reorganizacijo. Običajni ukrepi za izboljšanje sredstev v bilanci stanja so prodaja sredstev, združitve, zmanjšanje kapitalskih stroškov in odpuščanja.

1.3 Mehanizmi rešitve finančne stiske

V prejšnjem razdelku sem analizirala različne faze negativne spirale ciklusa stiske. Prestrukturiranje v stiski lahko vidimo kot ogledalo poslovnega upada, premik podjetja k odpravi finančne stiske in omogočanje preživetja ter oživitve finančnega zdravja. Uspešno prestrukturiranje ustavi izgubljanje vrednosti podjetja. V tem razdelku razložim instrumente odprave finančne stiske, izbiro ustrezne vrste prestrukturiranja problematičnega dolga in učinkovitost izbranih metod reorganizacije.

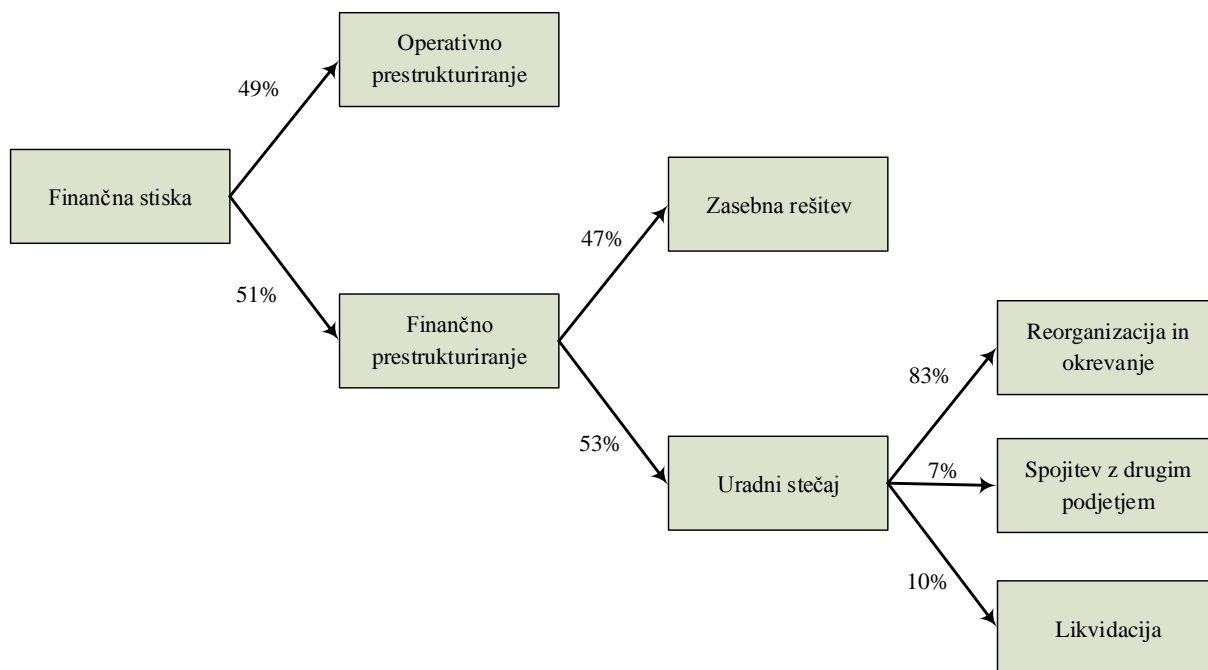
1.3.1 Prestrukturiranje problematičnega dolga in ciklus finančne stiske

Prestrukturiranje v stiski ima dve osnovni funkciji: najprej je namenjeno izogibu ali ureditvi neizpolnjevanja obveznosti, kot drugo pa podjetju omogoča ostati pri življenju, vse dokler se finančna stiska ne odpravi, finančno zdravje pa doseže ustrezen nivo pred stisko.

Najpomembnejša naloga prestrukturiranja v stiski je zmanjšanje odloga plačevanja dolga ali, kot alternativa, zamenjava problematičnega dolga s fiksno obrestno mero z vrednostnimi papirji s preostalimi obračuni (Gilson, 1990, str. 325). Zmanjševanje dolga je mogoče izvesti na tri splošne načine: s pridobivanjem novega kapitala, v ponovnem dogovoru o pogojih z upniki ali s spojitvijo z drugim podjetjem.

Ross, Westerfield in Jaffe (2002) načine odpravljanja finančne stiske in njihovo stopnjo uspešnosti povzamejo na sliki spodaj.

Slika 3: Načini odpravljanja finančne stiske



Vir: S. Ross, R. Westerfield, & J. Jaffe, *Corporate Finance*, 2002, str. 858.

Finančno prestrukturiranje je mogoče definirati na različne načine. Lahko ga na primer opišemo kot proces, ki vključuje zasebno ponovno usklajevanje pogodb z bankami in drugimi finančnimi institucijam ter pogajanje z javnimi imetniki obveznic. V tem primeru ločimo med zasebnim in javnim prestrukturiranjem dolga. Zasebni dolg ima dve lastnosti, ki ga ločita od javnega dolga: zavarovan je in ima najvišjo prioriteto. Poleg tega se zasebni dolg večinoma prestrukturira z neposrednim pogajanjem, medtem ko je pogajanje o spreminjajočih se pogojih javnih pogodb bolj zapleteno zaradi visoke razpršitve javnih upnikov. V številnih primerih je javni dolg mogoče prestrukturirati samo z natečajnimi ponudbami ali prisilnimi izmenjavami (Asquith, Gertner & Sharfstein, 1994, str. 639–642).

1.4 Stroški finančne stiske

Poleg neposrednih stroškov profesionalne ocene in drugih stroškov zaradi ponovnih pogajanj o dolgu, ima finančna stiska skrite, tako imenovane posredne stroške. Ti so definirani kot priložnosti, ki jih podjetje zamudi kot rezultat upadajočega položaja solventnosti (Chen & Merville, 1999, str. 277). Čeprav se izgubljene priložnosti lahko pokažejo v izgubah v prodaji, zmanjšani produktivnosti in izgubah položajev na trgu, so njihove korenine skrite v virih finančne stiske, kot je neoptimalno razporejanje virov, asimetrične informacije in težave zaradi nasprotnih si interesov (Fisher & Martel, 2005, str. 156). Ti stroški niso opazni in jih je težko oceniti. Pri ocenjevanju stroškov finančne stiske obstajata dve glavni vprašanji. Prvo je bolj splošno: kako ovrednotiti stroške finančne stiske? Druga težava je težje rešljiva: kako pravilno izberemo izgube, do katerih pride izključno zaradi finančne stiske?

1.4.1 Razmišljanje o stroških finančne stiske (ostaja) nespremenjeno

Stroški finančne stiske običajno pritegnejo pozornost raziskovalcev, ki raziskujejo stvari v povezavi z odločitvami o oceni poslovanja in strukturi kapitala. Osnovna vprašanja, o katerih teče govor na tem področju, se nanašajo na ustrezno merjenje in determinante stroškov finančne stiske ter vprašanje, ali je obseg tipičnih stroškov finančne stiske tako pomemben, da jih je treba uvesti v teoretične modele odločitev o ocenjevanju vrednosti in strukturi kapitala (Almeida & Philippon, 2006, str. 2). Drugo pomembno vprašanje, ki ga lahko zasledimo v teoriji, se nanaša na zgornje in spodnje meje finančnih stroškov in kako mejni so lahko stroški stiske.

Ker se stroški finančne stiske ne vračunajo vnaprej, če je podjetje zdravo, imajo posebne značilnosti, ki jih ločijo od običajnih stroškov kapitala zdravih podjetij. V nasprotju s stroški kapitala se stroški finančne stiske skozi čas spreminjajo. To posledično vpliva na njihovo dinamiko. Stroški finančne stiske so dolgoročni (Babenko, 2003, str. 1). Nastanejo v vsaki fazi ciklusa finančne stiske podjetja. Vendar stroški stiske po svoji dinamičnosti niso monotoni in linearni. Empirične raziskave dokazujejo, da se med približevanjem neizpolnjevanju obveznosti v podjetju močno povečajo stroški stiske in bližje je podjetje neizpolnjevanju obveznosti, večji so stroški in bolj dramatično je upadanje vrednosti v primerjavi z obdobjem pred nastopom stiske (Babenko, 2003, str. 2). Druga pomembna posledica časovnih sprememb in nelinearnosti stroškov stiske je, da se običajno zvišajo med recesijami, kar poudari odvisnost stroškov stiske od makroekonomskih pretresov in tveganja za neizpolnjevanje obveznosti (Almeida & Philippon, 2006, str. 3). Poleg tega je velik del stroškov stiske neopazen, zaradi česar je težko oceniti resničen obseg teh stroškov in podati predloge o tekočih vrednostih.

Stroški stiske so v finančni literaturi premalo proučeni. Glede na to, da so neposredni stroški finančne stiske relativno nizki v odstotkih vrednosti pred nastopom stiske in nastanejo samo enkrat, ko podjetje ne izpolnjuje obveznosti do dolga in ga ponovno določi, mora biti pregled posrednih stroškov del obsežnejše raziskave. Te stroške je namreč komajda možno predvideti, njihova višina pa ni fiksno določena. Stroški stečaja predstavljajo samo majhen del stroškov finančne stiske, medtem ko so skupni posredni stroški višji in nastanejo neodvisno od pojava neizpolnjevanja obveznosti (Chen & Merville, 1999, str. 277).

1.4.2 Obseg in dejavniki posrednih stroškov finančne stiske

Ocena posrednih stroškov običajno temelji na zgodovinskih podatkih, ki se pridobijo iz javno razpoložljivih finančnih izkazov podjetij v stiski. Sodeč po empiričnih študijah je predvidena povprečna vrednost posrednih stroškov stiske med 10 % in 20 % vrednosti podjetja (Altman & Hotchkiss, 2005, str. 96). Vendar pa nedavni razvojni dosežki v teoriji finančne stiske lahko povzročijo revizijo trenutnega pogleda velikosti in obsega posrednih stroškov.

Altman (1984) je prvi poudaril potrebo po predvidevanju stroškov stiske in razvil metodologijo za njihovo določanje. Posredne stroške stečaja interpretira kot »izgubljene

dobičke, ki jih podjetje lahko utrpi zaradi možnosti nastopa stečaja«. Altman stroške stečaja meri na dva načina: kot izgube dobička predvidene prodaje in kot neobičajne izgube zaradi razlike med predvidenimi in dejanskimi zaslužki. Metodologija regresije nudi dokaze za to, da neposredni stroški povprečno predstavljajo 10,5 % vrednosti podjetja. Analiza pričakovanih zaslužkov dokazuje, da je učinek še večji: »izgubljeni dobički« podjetje lahko stanejo do 20,8 % njegove vrednosti.

Opler in Titman (1994, str. 1037) ne podajata ocene o absolutnem znesku stroškov stiske, vendar pa ugotavljata, da so ti pozitivni in pomembni za podjetje. Avtorja odgovorita na vprašanje, kateri stroški predstavljajo skupne stroške stiske podjetja v težavah. Sodeč po raziskavah, so skupni stroški stiske razdeljeni v dve skupini dejavnikov, ki povzročajo izgube v prodaji:

- Izgube zaradi strank. Negotovost glede prihodnjih obetov podjetja v težavah zmanjša pripravljenost strank za plačevanje izdelkov. Finančne težave imajo negativne vplive na zaupanje strank, zato stranke nehajo poslovati s podjetjem v težavah, kar povzroči upad prodaje. Ta učinek postane močnejši, ko se podjetje približuje neizpolnjevanju obveznosti (Babenko, 2003, str. 9).
- Izgube zaradi konkurentov. Če je podjetje v stiski, konkurenti lahko uporabijo agresivno marketinško in cenovno strategijo, da bi pritegnili stranke ranljivega podjetja in tako konkurenta v težavah izrinili s trga. Podjetje v stiski posledično utrpi izgube v prodaji, ki povzročijo izgubo tržnega deleža (Opler & Titman, 1994, str. 1016).

Naslednji pomemben korak določljivosti stroškov stiske sta naredila Chen in Meville (1999, str. 277). Delu Altmana (1984) ter Oplerja in Titmana (1994) dodajata dve dodatni razsežnosti stroškov stiske in poudarita, da ignoriranje začasnega vzorca finančne stiske in predvidenih naložbenih priložnosti močno zanemarja obseg stroškov stiske. Chen in Merville dokažeta, da že zgolj stalno naraščajoče tveganja za neizpolnjevanje obveznosti in opustitev dobičkonosnih naložb lahko zniža vrednost podjetja za 65%. Skupni posredni stroški segajo od spodnje meje 8% in zgornje meje 80% tržne vrednosti, odvisno od obsega finančne stiske in intenzivnosti tveganja neizpolnjevanja obveznosti.

Izhajajoč iz njune raziskave, so skupni posredni stroški sestavljeni iz štirih elementov izgub priložnosti, in sicer:

- izguba zaupanja strank in posledično izguba priložnosti za prodajo,
- izguba pomembnih dobaviteljev,
- izguba ključnih vodij in
- predvidene naložbene priložnosti.

1.5 Mikro- in makroekonomske posledice finančne stiske

Branch (2002) je mnenja, da stroški finančne stiske niso omejeni na podjetje v težavah. Ti stroški običajno vplivajo na interesne skupine, konkurente, lahko pa tudi na tretje stranke. V zvezi s tem Branch govori o »dejanskih« stroških, ki nastanejo zaradi finančne stiske posamezne poslovne enote in jih razvrsti v štiri podskupine (Branch, 2002, str. 40):

- dejanski stroški, ki jih neposredno utrpi podjetje v stečaju (podskupina 1),
- dejanski stroški, katere neposredno nosijo tožniki (tožeče stranke – upniki) podjetja, ki ne izpolnjuje obveznosti (podskupina 2),
- izgube podjetja v stečaju, ki jih sprožijo dobički drugih subjektov (podskupina 3) in
- dejanski stroški, ki jih utrpijo druge stranke in ne podjetje v stečaju ter njegovi upniki (podskupina 4).

Podskupina 1 predstavlja neposredne stroške finančne stiske, podskupina 2 vključuje stroške, ki jih nosijo interesne skupine podjetja v stiski, podskupina 3 pokriva neposredne stroške, podskupina 4 pa izgube, ki nastanejo v gospodarstvu zaradi stečaja ali zaprtja podjetja, ki ne izpolnjuje obveznosti. V tem razdelku analiziram učinke finančne stiske posameznega podjetja na konkurente, interesne skupine podjetja, ki jih predstavljajo zaposleni, delniške trge in celotno gospodarstvo države, z glavnim poudarkom na zadnji, četrti kategoriji stroškov v Branchovi klasifikaciji.

Stečaj velikih podjetij lahko pretrese državno gospodarstvo. Graham, Litan, Sukhtankar (2002, str. 6) analizirajo učinek dveh največjih stečajev v zgodovini ZDA, stečajev podjetij Enron, Inc. in WorldCom, Inc., ki ju je povzročila kriza v vodenju podjetja. Raziskovalci opazujejo bistven kumulativni vpliv naslednjih dveh negativnih dogodkov na državno gospodarstvo: stečaj podjetij Enron, Inc. in WorldCom, Inc. je gospodarstvo ZDA stal nekje med 37 in 42 milijard ameriških dolarjev BDP-ja. Avtorji raziskave vpliva posameznega neizpolnjevanja obveznosti na delniškem trgu in tolmačenja sprememb na delniškem trgu z učinki na izdatke potrošnikov poročajo, da vsak »zmeren« propad velike korporacije zniža BDP za približno 0,35% ali 35 milijard ameriških dolarjev v letu stečaja. To lahko primerjamo z denarjem, ki ga vlada nameni za domovinsko varnost ali za povišanje cene soda surove nafte za 10 ameriških dolarjev.

Kennedy (2000) se osredotoči na mikro raven in razišče, do kolikšne mere so zabeleženi stečaji povezani z upadanjem dobičkov in marž konkurentov podjetja v težavah. Ugotavlja, da finančna stiska pred neizpolnjevanjem obveznosti povzroči nenormalno visoko rast prodaje poslovnih tekmecev, ki se okoristijo zaradi šibkosti podjetja v stiski. Vendar pa v bližini stečaja bruto marža konkurentov upade za kumulativnih 6,5% prodaje, kar ima za posledico začasen upad poslovne uspešnosti. Ob iskanju negativnih učinkov pretresov panoge in več znanih tekmecev, Kennedy (2000, str. 6) ugotavlja, da na spremembe v intenzivnosti konkurence na trgu izdelkov negativno vpliva sprememba v obnašanju podjetij v težavah.

Povezavo med konkurenco na trgu izdelkov in finančno situacijo podjetja je raziskoval tudi Hendel (1996). S konstrukcijo teoretičnega modela optimalnega oblikovanja cen kot funkcijo

likvidnosti in poslovnega ciklusa, Hendel (1996, str. 320) napove agresivno strategijo oblikovanja cen podjetij v težavah. Le-ta običajno znižajo cene in prodajo zaloge pod mejnimi stroški, da bi tako zvišala likvidnost in se izognila stečaju. To vedenje konkurentne podjetja v težavah prisili, da znižajo svoje cene ter nadaljujejo s še bolj agresivno taktiko oblikovanja cen, tako da ne utrpijo izgube z namenom povečanja verjetnosti dohodkov v prihodnosti, ki so posledica zatrtja konkurenta v težavah. Oblikovanje cen postane bolj agresivno med recesijami, kar povzroči zmanjšanje zalog. Na skupni ravni lahko zmanjšanje zalog negativno vpliva na raven BDP.

Poleg vpliva finančne stiske na konkurentne ali vpliva na skupni ravni, lahko finančna stiska vpliva na delniške trge in trge dela. Ko so podjetja soočena s finančnimi težavami, odpustijo zaposlene, da bi preprečila stečaj in znižala stroške. Zagovorniki hipoteze finančne stiske ugotavljajo, da so odpuščanja negativen znak za investitorje. Odražajo trenutno šibke finančne pogoje podjetja in vplivajo na znižanje cen delnic. Odpuščanja si zato udeleženci na trgu tolmačijo kot potrditev, da finančna stiska postaja huda in dolgotrajna. V nasprotju s tem pa finančna stiska podjetja lahko vključuje prednosti. Čeprav so odpuščanja v podjetju znak obstoja finančnih težav, omogočajo občutne prihranke podjetja v težavah in posledično izboljšajo njegovo poslovno uspešnost. Cene delnic se zato bolj pozitivno odzovejo na odpuščanja v finančno šibkejših podjetjih kot na odpuščanja v zdravih podjetjih. Wertheim in Robinson (2004) ugotavljata, da je odzivanje trga na odpuščanja v podjetjih v težavah odvisno od kakovosti razpoložljivih informacij v trenutku obvestila o odpuščanju. Če je signal morebitnih prednosti močnejši od signala finančne stiske, se trgi običajno odzovejo pozitivno, in obratno. Hipoteza morebitnih prednosti zato ni v nasprotju s hipotezo finančne stiske.

2 GRADBENIŠTVO V SLOVENIJI IN VPLIV STEČAJEV GRADBENIH PODJETIJ NA BANKE

2.1 Gradbeništvo v Sloveniji

Gradbeništvo lahko v grobem razdelimo na splošno in specializirano. Splošno gradbeništvo pomeni gradnjo kompletnih stanovanjskih in nestanovanjskih stavb oziroma gradnjo inženirskih objektov, kot so avtoceste, ceste, mostovi, predori, železniške proge, letališča, pristanišča, kanalizacija, cevovodi, športni objekti. K specialističnemu gradbeništvu spada gradnja delov stavb in inženirskih objektov ali pripravljalna dela za ta namen. Tukaj gre za specializirana dela, ki zahtevajo posebno strokovnost, mehanizacijo ali opremo (Statistični urad RS, 2013).

V ekonomskih napovedih se gospodarska aktivnost v gradbeništvu uporablja kot eden najpomembnejših indikatorjev domače in svetovne konjunkturo. Če se aktivnosti v gradbeništvu povečujejo oziroma se oživljajo, rečemo, da se začne obdobje gospodarske konjunkturo v celotnem gospodarstvu in obratno. V Evropski uniji je gradbeni sektor eno izmed gonilnih sil gospodarskega razvoja. Gradbena podjetja ustvarijo skoraj 10 % BDP Unije in zaposlujejo 20 milijonov ljudi, zlasti v mikro in malih podjetjih (European Commission, 2014, str. 3). Gradbeni sektor je tudi velik porabnik vmesnih storitev, kot so surovine, kemikalije, električna in elektronska oprema. Učinkovitost gradbenega sektorja močno vpliva na razvoj celotnega gospodarstva posamezne države.

V Sloveniji ima gradbeništvo zelo pomembno vlogo v gospodarstvu in precej prispeva h gospodarski rasti, predvsem zaradi svojega sektorskega multiplikacijskega učinka² in vpliva na gospodarsko rast. Leta 2008 je multiplikator v gradbenem sektorju znašal od 2 do 2,5, kar pomeni, da je imelo gradbeništvo velik vpliv tudi na rast drugih dejavnosti, ki so povezane z njim. To so transport, predelovalne dejavnosti, poslovno-tehnične dejavnosti, trgovina in še nekatere druge (Špacapan, 2008).

Značilnosti gradbenega sektorja lahko predstavimo z naslednjimi alinejami (Ratajec, 2004, str. 7):

- Večina gradbenih objektov je prototipskih in negibljivih. Izgrajeni objekti so veliki in so trajne narave, njihova uporaba je dolgotrajna in se nanaša na več generacij.
- Proizvodnja v gradbeništvu je dolgotrajna in projekti so obsežni. Za vsak posamezen objekt je potrebno narediti raziskave, zbrati potrebno tehnično dokumentacijo, izbrati tehniko izdelave in uporabiti najustreznejši gradbeni material.

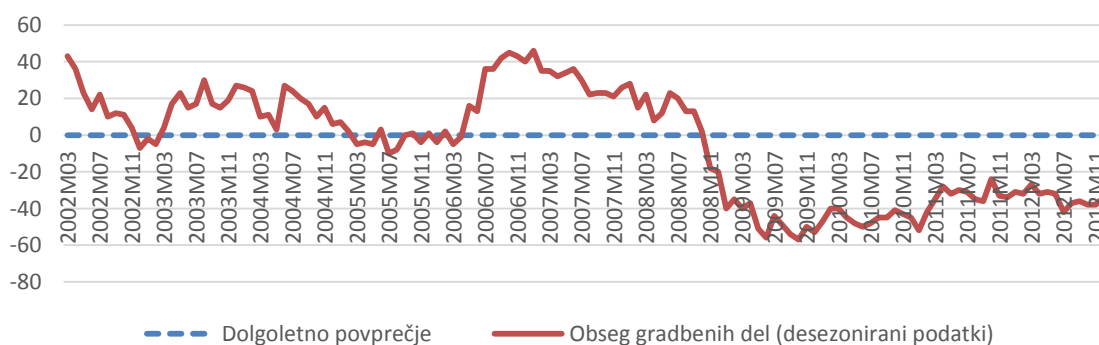
² Sektorski multiplikator gradbeništva kaže velikost dodane vrednosti vseh sektorjev narodnega gospodarstva, ki je direktno in indirektno potrebna za zadovoljitev enote povpraševanja po proizvodnji tega sektorja. Neposredni učinki so učinki v samem gradbenem sektorju, posredni učinki pa so učinki v drugih sektorjih gospodarstva in izhajajo iz potreb po vseh v proizvodnjo gradbeništva, da bi to lahko proizvedlo zgradbe in objekte (UMAR, 2007, str. 19).

- Pri sami izgradnji gradbeni sektor ustvari ogromne količine gradbenega odpadnega materiala.
- Gradbeništvo je med geografsko najbolj razpršenimi sektorji in pod vplivom regionalnih značilnosti, zato je logistični in transportni vidik zelo pomemben.
- Investicije v stroje in orodja so ocenjene na krajšo življenjsko dobo, kot je to značilno za druge sektorje.
- Gradbeni sektor spada v sezonsko dejavnost in je izpostavljen vplivom klimatskih in meteoroloških pogojev.
- Gradbeništvo je tesno povezano z gospodarskim ciklom.
- Gradbeništvo je izrazito delovno intenzivna panoga in zahteva visoko mobilnost delovne sile, delovnih sredstev in predmetov dela.
- Zgrajeni objekti imajo dolgo življenjsko dobo, zato garancije za izvedbo na objektu trajajo od 2 do 10 let.

2.2 Gibanje ekonomskih kategorij v gradbeni panogi

Na sliki 4 je videti, da je vrednost gradbenih del v letih 2006, 2007 in 2008 rasla za 21 % glede na predhodno leto. Po izbruhu krize je viden močan upad gradbenih del. Tako se je že leta 2009 obseg opravljenih gradbenih del zmanjšal za 19 %, v letu 2010 za 16 %, v letu 2011 pa kar za 26,6 %. Pri tem se je vrednost del v letu 2011, opravljenih na gradbenih inženirskih objektih, v primerjavi z letom 2010 zmanjšala za 18 %, na stavbah pa celo za 35 %. V letu 2011 v primerjavi z letom 2008 je bila vrednost opravljenih gradbenih del za polovico nižja (SURS, 2013).

Slika 4: Obseg gradbenih del v odstotnih točkah za obdobje od 2002 do 2012



Vir: Statistični urad Republike Slovenije, 2013.

V obdobju pred razcvetom je delež gradbeništva v bruto domačem proizvodu (BDP) znašal okoli 5,5 %. Leta 2008 je dosegel vrhunec in znašal 7,4 %, nato je začel upadati in v letu 2009 znašal 5,6 %. V letu 2010 je delež gradbeništva v BDP-ju znašal 5,6 % in se tako približal višini deleža v BDP pred razcvetom gradbeništva (SURS, 2010b). Ob koncu drugega četrletja leta 2011 pa je delež gradbeništva v BDP-ju znašal le 4,5 % (GZS, 2012).

Podobno gibanje lahko zasledimo na trgu dela. Razlog temu vidimo v tem, da je gradbeništvo v Sloveniji tretja največja dejavnost po številu delovno aktivnih ljudi. Zaradi svoje prepletenosti z drugimi panogami pa posredno vpliva na ustvarjanje delovnih mest v drugih dejavnostih, ki so povezane z gradbeništvom oziroma so njihove storitve ali proizvodi potrebni za izvajanje gradbene dejavnosti (ZRSZ, 2011, str. 4).

Vse do leta 2008 se je število zaposlenih v gradbenem sektorju povečevalo in doseglo 86.982 zaposlenih od skupno 852.879 zaposlenih oseb. Po letu 2008 se je število zaposlenih začelo zmanjševati in do konca leta 2011 je bilo zaposlenih v gradbenem sektorju le 67.839 od skupno 823.966 zaposlenih oseb. V obdobju od 2005 do 2008 je zaposlenost v gradbeništvu rasla nadpovprečno, zato je bil padec v času krize toliko hujši (SURS, 2013).

2.3 Posledice gospodarske in finančne krize v gradbeništvu

Ekonomska in finančna kriza je gradbeništvo prizadela predvsem na dveh ravneh (Ministrstvo za gospodarstvo RS, 2011, str. 47):

- znižanje naročil/investicij: zasebni sektor je investicijsko aktivnost znižal zaradi poslabšane gospodarske slike in padca BDP-ja. Hkrati so se znižala naročila iz javnega sektorja, predvsem na področju gradnje cestne infrastrukture, novi infrastrukturni projekti pa še niso bili pripravljani na začetek del. Upad naročil v infrastrukturne objekte, ki se je začel pojavljati od sredine leta 2008, je v letu 2009 znašal skoraj 19 % (GZS, 2010);
- upad prodaje nepremičnin in zadolženost gradbeništva: v letih 2009 in 2010 je prišlo do močnega upada prodaje nepremičnin, ki so bile zgrajene v času konjunktore. Prodaja poslovnih prostorov se je skoraj ustavila, kar je v letu 2009 povzročilo padec gradenj nestanovanjskih stavb za skoraj 25 %. Ravno tako se je zmanjšala prodaja novozgrajenih stanovanj in stanovanjskih hiš, katerih gradnja se je v letu 2009 znižala za več kot 22 % glede na leto 2008 (GZS, 2010). To je posledično povzročilo porast zadolženosti investitorjev, med njimi tudi iz gradbenega sektorja. Povečala se je izredna neaktivnost pri gradbenih izvajalcih in podizvajalcih, ker so se ti investicijski projekti financirali z neplačevanjem opravljenih storitev. Zaradi krize in znižanja naročil, podjetja niso uspela prodati svojih zalog, ki so bila večinoma financirane s posojili. Obenem so se razmere na trgu posojil precej zaostrole, zmanjšala se je kreditna aktivnost bank, tako za obnavljanje obstoječih kreditov kot pri dodeljevanju novih investicijskih kreditov. Močnejši igralci so svoje resne finančne težave reševali z odlaganjem plačil svojim dobaviteljem.

Kriza je prizadela gradbeništvo tudi zaradi obrestnih mer za posojila podjetjem, ki v Sloveniji niso upadale tako kot v tujini. Za visoke obrestne mere je deloma krivo močno zadolževanje v preteklosti. O zadolževanju gradbenih podjetij in obrestnih merah bo več govora v naslednjem poglavju.

Zgoraj navedeno je vplivalo na nelikvidnost v celotnem sistemu in posledično na plačilno nedisciplino. V letu 2010 je z zamudo več kot 30 dni plačevalo svoje obveznosti kar 19 %

podjetij iz gradbene dejavnosti in 27 % vseh gradbincev je imelo blokirane račune (Redjko, 2013, str. 7). Vpliv krize je viden tudi v številu ustanavljanj in zapiranj podjetij. V letu 2010 je bilo kar 981 več izbranih podjetij v primerjavi z novoustanovljenimi podjetji v istem letu (Redjko, 2013, str. 8).

Leta 2010, 2011 in 2012 so zaznamovali stečajni največjih gradbincev, in sicer sta leta 2010 stečajni postopek objavili Gradis Gradbeno podjetje Celje, d. d. in podjetje Vegrad, d. d. Sledil je domino efekt in tako so leta 2011 sledili stečajni postopki SCT, d. d., Cestno podjetje Maribor, d. o. o., Gradbeno podjetje Grosuplje, d. d.. V letu 2012 sta stečajni postopek pričeli podjetje Primorje, d. d. in Gradbeno podjetje Bežigrad, d. d. Ravno tako sta v letu 2012 pričeli postopek prisilne poravnave dve večji slovenski gradbeni podjetji Gradis skupina G, d. d. in podjetje Energoplan, d. d. (AJPES, 2012).

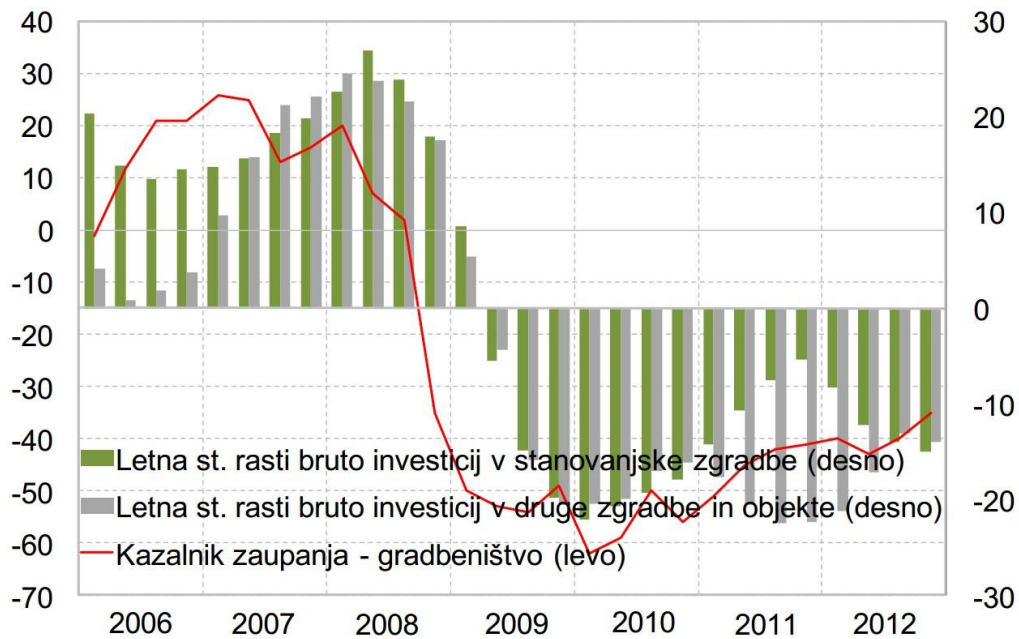
Akutni problemi gradbenega sektorja so se v obravnavanih letih izkazali predvsem v pomanjkanju likvidnostnih sredstev, ki so bila posledica (Ministrstvo za gospodarstvo RS, 2011, str. 47):

- nedostopnih likvidnih kreditnih sredstev pri bankah – te so zvišale zahteve pri dodeljevanju kreditov zaradi slabe bilančne strukture podjetij;
- izjemnega zmanjšanja obsega novih javnih naročil in privatnih investicij – v letu 2009 v primerjavi z letom 2008 sta se zmanjšali tako površina stanovanjskih (za 13 %) kot tudi površina nestanovanjskih stavb (za 15 %);
- trgovanja na nepremičninskem trgu, ki se je ustavilo in s tem so sredstva v neprodanih nepremičninah ostala blokirana;
- visokih fiksnih stroškov, ki so narasli v času konjunktore, in nezmožnosti zniževanja letih;
- neugodnih vremenskih razmer v zimskem obdobju, ki so vplivale na zmanjšanje obsega proizvodnje, ter nezmožnosti financiranja povečanega obsega del v pomladanskem času, kar je še dodatno zmanjševalo prihodke;
- odliva sredstev kot posledica prevzemov podjetij s strani managementa.

Ena izmed težav gradbeništva kot celote je tudi pomanjkanje razvojne naravnosti podjetij. V času konjunktore so podjetja izvajala dnevne naloge, pozabljalo pa se je na razvoj panoge.

Na sliki 5 vidimo negativen kazalnik zaupanja v gradbeni sektor in zmanjšanje gradbene aktivnosti, ki se je nadaljevalo v leto 2012. Glede na vrednost opravljenih gradbenih del, se je v letu 2012 najbolj, kar za dobro petino, skrčila gradnja stanovanjskih stavb. Glede na to, da se je za četrtno zmanjšalo število izdanih gradbenih dovoljenj, se je več kot prepolovila vrednost novih pogodb stanovanjskih stavb. Nezaostno povpraševanje in likvidnostne težave ostajata prevladujoča omejitvena dejavnika, slabše poslovanje gradbenih podjetij zaradi preteklih napačnih investicijskih odločitev, financiranje z dolžniškimi viri pa se bo kratkoročno še nadaljevalo.

Slika 5: Kazalnik zaupanja v gradbeništvo ter letna stopnja rasti investicij v zgradbe v % za obdobje od 2006 do 2012



Vir: Banka Slovenije, *Finančna Stabilnost. Stabilnost slovenskega bančnega sistema, 2012b*, str. 87.

Negativen kazalnik zaupanja v gradbeni sektor daje državi nalogo, da v okviru ekonomske politike z ukrepi zagotovi, da stečajni in zmanjšanje proizvodne aktivnosti v tej dejavnosti ne bi bilo preobsežno, saj gre za panogo, ki pomembno vpliva na ostale panoge v slovenskem gospodarstvu.

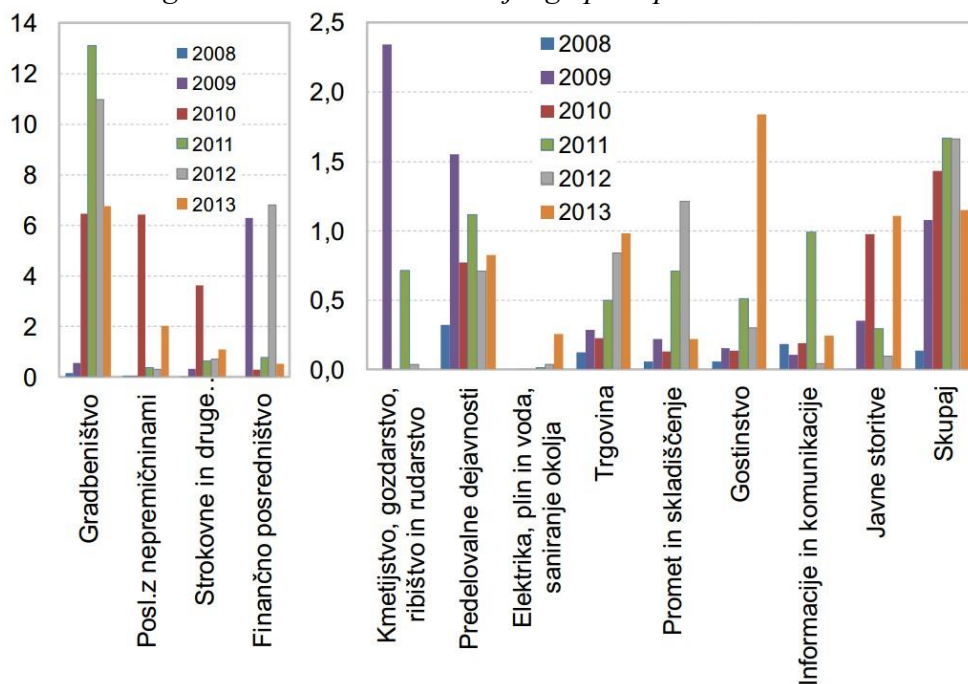
2.4 Posledice krize in stečajni v gradbeništvo

Slovenski bančni sistem je bil tudi v letu 2013 pod vplivom nadaljevanja gospodarske recesije in močnega krčenja finančnega posredništva. Nadaljevalo se je krčenje kreditne aktivnosti, ki je posledica krčenja investicij v osnovna sredstva, domače porabe ter omejenega dostopa bank do virov financiranja. Krčenje bilanc bank, ki traja že od leta 2010, je vplivalo na povečevanje kreditnega tveganja v bankah na eni strani ter na spremenjene pogoje poslovanja relativno visoko zadolženih podjetij na drugi strani. Ravno izpostavljenost bank do nefinančnih podjetij predstavlja najbolj tvegan del kreditnega portfelja, zato je spreminjanje strukture financiranja in načina financiranja podjetij pomembno za nadaljnji razvoj kreditnega tveganja v bankah.

Banka Slovenije poroča, da se je v letu 2013 število stečajev v sektorju podjetij še povečalo v primerjavi z leti 2012 in 2011. Na koncu leta 2010 je bilo 436 začelih stečajnih postopkov nefinančnih podjetij. Ta številka je na koncu leta 2011 znašala 587, na koncu leta 2012 pa je padla na 517. Na koncu leta 2013 je bilo že 874 začelih stečajnih postopkov nefinančnih podjetij. Ravno izpostavljenost bank do podjetij v stečaju predstavlja za banko največje tveganje izgube terjatve oziroma njenega delnega poplačila.

Nefinančna podjetja, pri katerih se je v letu 2013 začel voditi stečajni postopek, predstavljajo 1,1 % bilančne vsote nefinančnih podjetij oziroma 1 milijardo EUR, kar je manj kot v letu 2012, ko je ta delež znašal 1,7 % oziroma 1,5 milijarde EUR. Glede na dejavnost podjetja, imajo največji delež bilančne vsote v stečaju podjetja iz gradbeništva (Slika 6), saj v letu 2013 predstavljajo 6,8 % oziroma 362 milijonov EUR bilančne vsote. Tudi v letu 2011 in letu 2012 najvišji delež predstavljajo podjetja iz gradbene dejavnosti, in sicer leta 2011 je znašal 13,1%, leta 2012 pa 11 % (Banka Slovenije, 2014, str. 30).

Slika 6: Delež bilančne vsote podjetij v stečaju v celotni bančni vsoti dejavnosti glede na leto začetka stečajnega postopka* v odstotkih



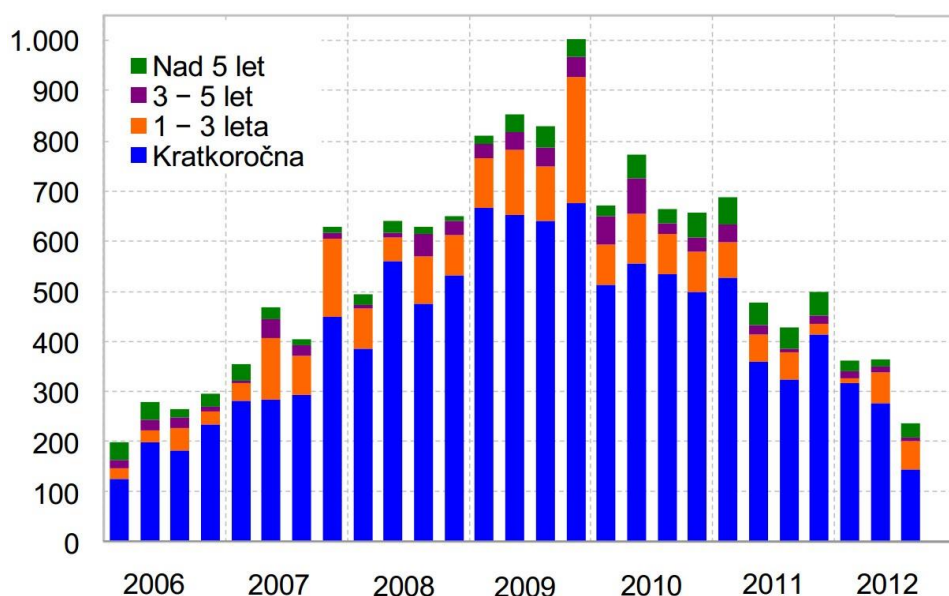
Opomba*: Izračun: bilančna vsota podjetij, pri katerih je začel stečajni postopek glede na bilančno vsoto dejavnosti. Upoštevani so podatki v letu pred začetkom stečajnega postopka, ko so ta podjetja še izpolnila letne bilance.

Vir: Banka Slovenije, *Finančna Stabilnost. Stabilnost slovenskega bančnega sistema*, 2014, str. 30.

Tudi v strukturi razvrščenih terjatev zamud nad 90 dni v sektorju nefinančnih podjetij največji delež zavzema gradbeništvo, in sicer 34 %. Najvišji delež v nedonosnih terjatvah nefinančnih podjetij je gradbeništvo doseglo v letu 2011, kar je znašalo 43 %, nato se je ob poslabševanju portfeljev podjetij iz drugih dejavnosti ta delež začel zniževati.

Zaradi nizkega povpraševanja, likvidnostnih težav, pomanjkanja zasebnega kapitala in odsotnosti večjih infrastrukturnih projektov, se gradbena dejavnost zmanjšuje na vseh segmentih. Banke so v prvih devetih mesecih leta 2012 odobrila za 941 mio EUR novih posojil, kar je bilo za 40 % manj kot v enakem obdobju v letu 2011 (slika 7). Stanje posojil se je znižalo le za 1,2 %. To je predvsem zaradi izpostavljenosti do podjetij v dolgotrajnih stečajnih postopkih in revolvingov; veliko je bilo nedokončanih projektov, pri katerih je korist dokončanja večja od opustitve projekta.

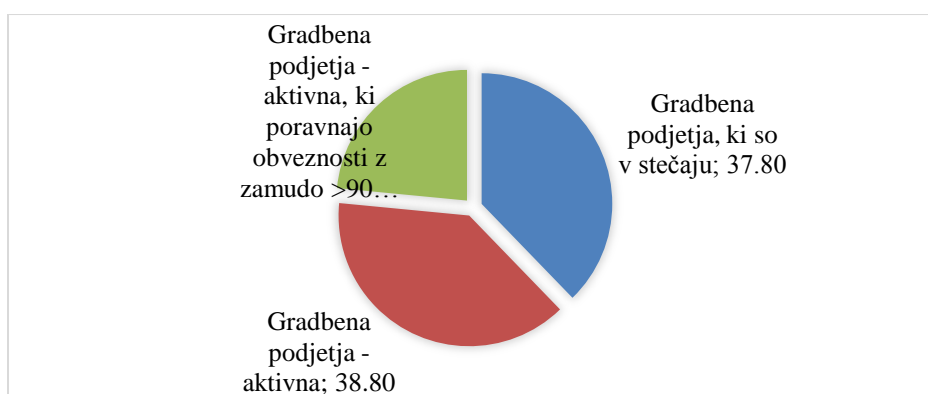
Slika 7: Novo odobrena posojila gradbenemu sektorju v mio EUR



Vir: Banka Slovenije, *Finančna Stabilnost. Stabilnost slovenskega bančnega sistema, 2012b, str. 86.*

Vrednost razvrščenih terjatev bank do dejavnosti gradbeništva je septembra 2012 znašala 3,5 milijard EUR, kar je predstavljalo 12 % vseh razvrščenih terjatev bank do nefinančnih družb. Na sliki 8 lahko vidimo, da je bilo kar 61 % razvrščenih terjatev do gradbenih podjetij v stečajju in do tistih, ki zamujajo z odplačevanjem obveznosti več kot 91 dni, in ti so večina pri velikih domačih bankah. Zato bodo dokončana stanovanja, ki so zastavljena v zavarovanje teh terjatev, še bolj pod pritiskom nižanja cen. Enako velja za stanovanja v nedokončanih projektih, katera se skuša dokončati z novimi zasebnimi investitorji.

Slika 8: Kvaliteta terjatev bank do gradbene panoge v odstotkih v letu 2011 v %



Vir: Banka Slovenije, *Finančna Stabilnost. Stabilnost slovenskega bančnega sistema, 2012b, str. 86.*

2.5 Spособnost podjetij za odplačevanje posojil

Z dolžniško krizo se je problem visoke zadolženosti slovenskih podjetij razširil tudi na ostale panoge in ni več prisoten le v ciklično bolj občutljivih panogah. Glavni razlog zadolženosti

podjetij je predvsem pomanjkanje lastniškega kapitala. Delež kapitala v virih podjetij se zmanjšuje z dolžino krize zaradi razvrednotenja kapitala, vendar se potrebe po kapitalu razlikujejo glede na značilnosti podjetja in panoge ter možnosti za alternativne vire financiranja.

Visoka zadolženost gradbenih podjetij neugodno vpliva na njihovo zmožnost servisiranja dolga iz tekočega poslovanja in na prevzemanje dodatnih kreditnih obveznosti. Kazalnik razmerja med dolgoročnimi obveznostmi podjetij in dobičkom pred obrestmi, davki, odpisi in amortizacijo (*Earning before Interest, Tax, Depreciation and Amortization*, v nadaljevanju EBITDA) nam pove, v kakšnem obdobju je dejavnost sposobna dolgoročni dolg pokriti z EBITDA. Pri dolgoročnih obveznostih podjetij so upoštevane vse finančne in poslovne dolgoročne obveznosti podjetij do bank, dobaviteljev in drugih po stanju na zadnji dan določenega leta, EBITDA pa predstavlja rezultat poslovanja pred obrestmi in davki, depreciacijo in amortizacijo. Torej, kazalnik kaže sposobnost podjetja za redno odplačevanje dolga (obresti in glavnice) in pove, koliko let bo podjetje z denarnim tokom moralo odplačevati dolg; podjetja z nižjo vrednostjo kazalnika bodo z manjšim tveganjem odplačevala svoje obveznosti. Za gradbeno dejavnost v letu 2011 je to razmerje znašalo 6 let, kar pomeni, da se dolgoročni dolg gradbene dejavnosti pokrije z EBITDA v šestih letih, v letu 2007 pa v dobrih dveh letih.

Tabela 1: Povprečno razmerje med dolgoročnimi obveznostmi podjetij in EBITDA po panogah

Dejavnost	Povprečje dejavnosti				
	2007	2008	2009	2010	2011
Kmetijstvo, gozdarstvo, ribištvo in rudarstvo	2.0	2.7	3.0	2.6	3.1
Predelovalne dejavnosti	1.3	1.5	1.9	1.8	1.7
Elektrika, plin in voda, saniranje okolja	3.7	3.6	3.7	1.5	2.0
Gradbeništvo	2.4	2.2	3.5	5.8	6.0
Trgovina	2.1	2.0	2.5	2.6	3.1
Promet in skladiščenje	14.4	14.8	19.5	7.0	6.1
Gostinstvo	4.4	5.7	6.7	7.7	6.6
Informacije in komuniciranje	1.5	1.3	2.2	1.9	1.7
Finančno posredništvo	27.3	18.3	26.6	30.5	22.9
Poslovanje z nepremičninami	7.1	7.7	9.6	9.0	11.5
Strokovne in druge poslovne dejavnosti	3.2	3.1	3.9	4.3	4.0
Javne storitve	2.8	3.5	4.1	3.3	3.4
Skupaj	3.1	3.2	4.1	3.4	3.4

Vir: Banka Slovenije, Finančna Stabilnost. Tveganje podjetij in tveganje po dejavnostih v letu 2011, str. 4.

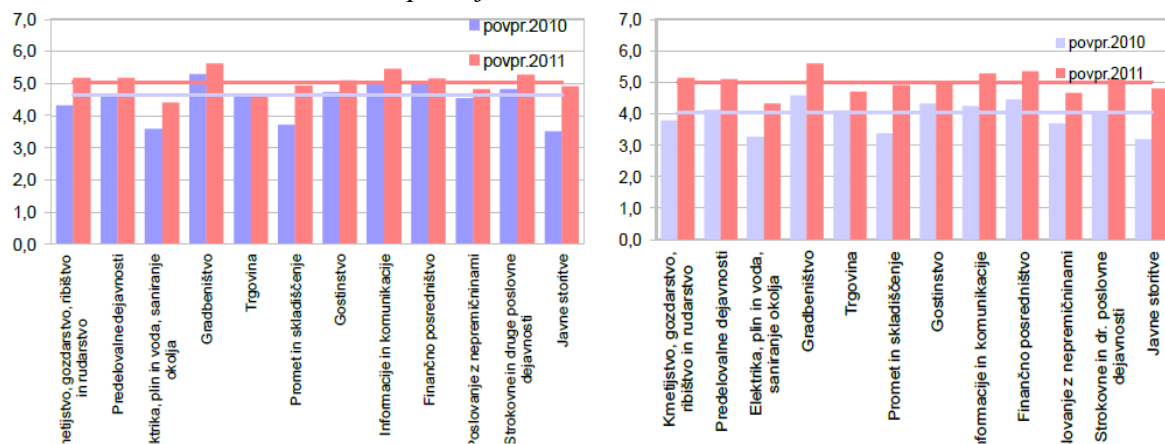
Koncentracija zadolženosti slovenskih podjetij je visoka. Analiza Banke Slovenije (2014, str. 58) je na podlagi mikro podatkov pokazala, da je razpršenost kazalnikov med podjetji velika, a najbolj zadolženih je le 10 oziroma 15 % podjetij.

Problem visoke koncentracije zadolženosti je prisoten tudi v dejavnosti gradbeništva, kjer je zadolženost podjetij na agregatni ravni najvišja. V letu 2012 je bilo 36 velikih gradbenih podjetij s skupno 791 milijonov EUR dolga, ki je na agregatni ravni presegel kapital za 2,5-krat (vključno s tremi podjetji z negativno vrednostjo kapitala) oziroma 1,9-krat (brez teh treh podjetij). Finančni vzvod velikih gradbenih podjetij je znašal 171 %, a skoraj polovica skupnega dolga je pripadla le šestim najbolj zadolženim podjetjem. Tretjina velikih podjetij iz dejavnosti gradbeništva pa je imela finančni vzvod nad 300 %.

2.6 Premija za tveganje pri bankah

Slika 9 prikazuje pribitke nad EURIBOR za posojilne obrestne mere, ki jih je banka leta 2011 povišala oziroma znižala po posameznih dejavnostih glede na tveganje dejavnosti. Odstopanja med dejavnostmi so odraz višje ocene tveganja posamezne dejavnosti, tudi glede na visok delež slabih komitentov v njej. Razpon pribitkov nad EURIBOR za posojilne obrestne mere med dejavnostmi se je v letu 2010 gibal med 4,3 in 5,6 odstotnimi točkami. Razlika med najvišjimi in najnižjimi pribitki EURIBORA v letu 2010 je podobna kot v letu 2011, ki znaša 1,3 odstotne točke. Vidimo, da izstopajo pribitki gradbeništvu, kjer je preseganje povprečnih pribitkov za novo odobrena posojila doseglo 0,6 odstotne točke.

Slika 9: Skupna obrestna mera (levo) in pribitki na EURIBOR (desno) za dolgoročna posojila bank po dejavnostih v odstotnih točkah



Opomba: Obrestne mere za dolgoročna posojila bank; pri pribitkih so upoštevana le posojila vezana na EURIBOR.

Vir: Banka Slovenije, Finančna Stabilnost. Tveganje podjetij in tveganje po dejavnostih v letu 2011, str. 9.

Tabela 2 prikazuje nekatere kazalnike, ki vplivajo tudi na ceno zadolževanja pri bankah. Ta se izraža v višji ali nižji premiji za tveganje, ki sem jih predstavila v prejšnji sliki. Dejavnosti z najvišjimi pribitki izstopajo po enem ali več kazalnikih finančnega položaja. Gradbeništvo je po vseh analiziranih kazalnikih med najbolj problematičnimi dejavnostmi. Po skupnem rangju je takoj za njim dejavnost poslovanja z nepremičninami, ki pa ji banke kljub temu ne določajo najvišjih pribitkov na novo zadolževanje.

Tabela 2: Prikaz nekaterih finančnih kazalnikov poslovanja po dejavnostih in pribitki na EURIBOR za nova posojila pri domačih bankah v letu 2011

Dejavnost	Finančni vzvod v %	Kazalnik likvidnosti v % ¹	Delež zamud nad 90 dni v % ²	Ocena sposobnosti odplač. dolga v % ⁴	Skupni rang ³	Pribitki na EURIBOR v o.t. ⁵	Rang
December 2011						Leto 2011	
Kmetijstvo, gozdarstvo, ribištvo in rudarstvo	118,8	63,7	9,4	3,1	3	5,1	9
Predelovalne dejavnosti	121,5	76,8	11,4	1,7	2	5,1	8
Elektrika, plin in voda, saniranje okolja	50,5	92,2	2,2	2,0	1	4,3	1
Gradbeništvo	352,1	61,2	49,6	6,0	12	5,6	12
Trgovina	180,4	67,8	11,8	3,1	7	4,7	3
Promet in skladiščenje	135,8	78,3	11,3	6,1	4	4,9	5
Gostinstvo	154,8	31,6	14,4	6,6	9	5,0	6
Informacije in komuniciranje	127,5	77,1	25,5	1,7	5	5,3	10
Finančno posredništvo	140,0	58,1	20,7	22,9	10	5,3	11
Poslovanje z nepremičninami	315,4	590,0	17,4	11,5	11	4,7	2
Strokovne in druge poslovne dejavnosti	156,7	77,5	20,2	4,0	7	5,1	7
Javne storitve	158,2	62,2	5,1	3,4	6	4,8	4
Skupaj	142,3	70,7	18,5	3,4		5,0	

Opombe:

¹ Kazalnik likvidnosti je izračunan kot razmerje med vsemi kratkoročnimi terjatvami in kratkoročnimi obveznostmi * 100. Višja vrednost kazalnika pomeni boljšo likvidnost, medtem ko pri vseh ostalih kazalnikih predstavlja višja vrednost manj ugoden pokazatelj.

² Delež zamud nad 90 dni v razvrščenih terjatvah bank v dejavnosti.

³ Skupni rang je izračunan iz posameznih rangov za vsak kazalnik, pri čemer pomeni višja številka pri rangi večje tveganje.

⁴ Kazalnik razmerja med dolgoročnimi obveznostmi podjetij in EBITDA za povprečje dejavnosti.

⁵ Pri pribitkih so upoštevana dolgoročna posojila bank, vezana na EURIBOR.

Vir: Banka Slovenije, Finančna Stabilnost. Tveganje podjetij in tveganje po dejavnostih v letu 2011, str. 10.

Največji problem, ki ga je pustila kriza v gradbenem sektorju, je plačilna nedisciplina. Med vsemi panogami ima gradbeni sektor največji delež neporavnanih obveznosti do bank in podjetij.

Če povzamem poglavje, lahko rečem, da ohranjanje visoke zadolženosti podjetij glede na lastniški kapital ne izboljšuje njihove kreditne sposobnosti, kar jih sili v dodatno dezinvestiranje oziroma v zadržanost pri novih investicijah. Razlog za večjo občutljivost podjetij na finančno krizo je tudi posledica visoke odvisnosti od dolžniškega oziroma posojilnega financiranja prek bank in relativno nizkega deleža lastniškega kapitala. Amplituda finančnega cikla je zato precej večja od amplitude poslovnega cikla ter ima močnejše negativne posledice na gospodarsko aktivnost, kot se to opaža v nekaterih primerljivih ekonomijah. Šele povečan obseg kapitala v podjetjih in znižanje odvisnosti od prevladujočega posojilnega financiranja pri bankah bo znižala njihovo občutljivost na trajanje finančne krize.

3 MODELI NAPOVEDOVANJA FINANČNIH TEŽAV PODJETIJ

3.1 Pregled modelov za napovedovanje finančnih težav podjetij

Pojem finančna analiza podjetja je relativno širok in avtorji ga uporabljajo v različnih pomenih. Skupno vsem avtorjem pa je, da s tem pojmom razumejo analizo finančnih posledic preteklih in/ali možnih prihodnjih poslovnih odločitev podjetja (Mramor, 1999, str. 327). Fabozzi in Petersonova (2003, str. 5) menita, da je finančna analiza orodje finančnega managementa, ki je sestavljena iz vrednotenja finančnih pogojev in operativnega nastopa podjetja ter se ukvarja z ugotavljanjem prihodnjih pogojev in uspešnosti podjetja pri svojem poslovanju. Pri finančni analizi gre za ugotavljanje tveganj in pričakovanega dobička.

Ugotavljanje kreditne in plačilne sposobnosti podjetij je pomembno tako za banke kot dobavitelje in državo. Banke zagotavljajo finančna sredstva za velik del gospodarstva, dobavitelji pa morajo vedeti, ali bodo izterjali svoje terjatve od poslovnih partnerjev. Prav tako je pomembno ugotavljanje za državo, ki s spremljanjem poslovanja podjetij oblikuje ekonomsko politiko ter uravnava likvidnost celotnega gospodarstva.

Vprašanje, kako izmeriti finančno tveganje podjetij v težavah, ima v finančni literaturi dolgo zgodovino. Številni raziskovalci in teoretiki so v zadnjih desetletjih raziskovali to vprašanje tako, da so razvijali nove metode za napovedovanje/ugotavljanje/predvidevanje finančnih težav podjetja in stečaja podjetja.

Napovedi finančnih težav podjetja lahko analiziramo z ekonomskega, finančnega, računovodskega, statističnega in celo informativnega vidika. Večino raziskav s tega področja lahko kronološko razdelimo na dva dela, pred devetdesetimi leti prejšnjega stoletja in po njih.

V devetdesetih letih prejšnjega stoletja so prevladovali t. i. statični modeli (diskriminantna analiza) ocenjevanja finančnega tveganja za posamezna obdobja, ki poskušajo določiti

enkratne značilnosti, po katerih ugotavljajo razlike med podjetji v finančnih težavah in tistimi, kjer težav ni³.

Proučevanje ocenjevanja finančnega tveganja pred devetdesetimi leti prejšnjega stoletja in po njih je omogočilo razvoj dinamičnih modelov, s katerimi je mogoče določiti tveganje za finančne težave podjetja v vsakem trenutku (Shumway, 2001, str. 102).

Obsežen pregled novih tehnik s primerjavo prejšnjih diskriminantnih modelov se nahaja v Cybinski (2003), Weckbach (2004) ter Altman in Hotchkiss (2005).

Cybinski (2003) izpostavlja, da v zadnjih desetletjih ni bilo uveljavljene nobene nove metodologije. Večinoma pa se zgodi, da že obstoječe modele razširijo/dopolnijo, ko so na razpolago nove statistične tehnike ali nove baze podatkov (Cybinski, 2003, str. 11).

Ker pa ni uveljavljene teorije na tem področju, temeljijo dopolnjeni modeli že razpoložljivih tehnik na analizi natančnosti napovedi in načinu za njihova izboljšanja.

Kakor je že navedeno, obstajajo različne možnosti za razvrščanje obstoječih modelov napovedovanja. Razvrščanje lahko opravimo kronološko (Altman & Hotchkiss, 2005) ali pa na podlagi statističnih ali matematičnih pristopov (Uhrig–Homburg, 2002; Cybinski, 2003).

Primer kronološkega razvrščanja lahko vidimo pri Altman in Hotchkiss (2005), ki razdelita vse tehnike za napovedi finančnih težav podjetij v naslednje skupine:

- kvalitativna analiza (subjektivni modeli);
- univariatna analiza (proučevanje podjetij na podlagi posameznih spremenljivk kazalnikov in kazalcev; Beaver, 1966);
- multivariatna analiza (proučujemo hkrati vpliv več finančnih kazalnikov na plačilno sposobnost podjetja. To so Altmanov Z-score, Ohlsonov O-Score, Shumwayev model tveganja, logit model, probit model, nelinearni modeli – nevronske mreže);
- diskriminantni in logit modeli (Altmanov model Z-score za nejavna podjetja, Altmanov model Z-score za proizvodna podjetja);
- sistemi umetne inteligence (ekspertni sistemi in nevronske mreže);
- modeli trga (Mertonov model; Moodyev KMV in JP Morganov Credit metrics).

Za namene empiričnih raziskav lahko modele razdelimo glede na podatke, ki se jih uporablja v empiričnih raziskavah. To so tehnike, ki temeljijo na računovodskih podatkih (angl. *accounting based models*) in modeli, ki pri raziskavi uporabljajo informacije kapitalskega trga (angl. *market-based models*).

3.2 Modeli, ki temeljijo na računovodskih podatkih

³ Obsežen pregled teh modelov lahko najdemo v Altman (1983), Zavgren (1983), Foster (1986) in Jones (1987).

Modeli, ki temeljijo na računovodskih podatkih, testirajo uporabnost informacij, ki jih vsebujejo finančna poročila podjetij, da bi zagotovili ustrezno oceno finančnega tveganja.

Te tehnike temeljijo na enem samem finančnem kazalniku ali kombinaciji več njih z namenom, da bi umestili podjetje v eno izmed skupin: dobra podjetja ali slaba podjetja. Ker so tradicionalni modeli uporabljali dihotomne spremenljivke pri napovedovanju stanja nekega podjetja glede na točko reza (angl. *cut-off point*), so ti modeli znani kot binarni ali dihotomni modeli. Značilnost teh modelov je tudi, da so kazalniki profitabilnosti, likvidnosti in solventnosti, merjeni ex-post, torej za nazaj, in v danem trenutku nimamo točnih informacij, kaj se trenutno dogaja s podjetjem.

Začnemo lahko z **univariatno analizo**, kjer podjetja proučujemo na podlagi posameznih finančnih kazalnikov. Vsak izbrani kazalnik se proučuje posebej in analizira, glede na to, kako vpliva na razdelitev podjetja. Začetnik univariatne analize je bil Beaver, ki je leta 1966 na podlagi 30 finančnih kazalnikov analiziral 79 neuspešnih podjetij pet let pred stečajem podjetja. Kazalec denarnega toka se je glede na celotne dolgove izkazal za najbolj zanesljivega pri razvrščanju uspešnih in neuspešnih podjetij. Analiza je bila boljša tudi v napovedovanju stečaja za eno leto vnaprej, medtem ko je slabše rezultate dala pri napovedovanju stečaja pet let pred propadom podjetja. Prednost te analize je, da je preprosta in transparenta, po drugi strani pa sama analiza posameznega kazalca in kazalnika ni dovolj, ker je neuspeh podjetja posledica različnih dejavnikov, ki so med seboj povezani.

Nadaljujemo lahko z Altmanovim Z-score modelom, ki se je razvil kot rešitev/odgovor na pomanjkljivosti Beaverjeve univariatne metode. Altman je leta 1968 z uporabo **multivariatne diskriminantne metode** dobil kombinacijo finančnih kazalnikov, ki najbolje razlikuje med uspešno (nebankrotirana podjetja) in neuspešno (bankrotirana podjetja) skupino podjetij. Za razliko od univariatne analize, multivariatna analiza upošteva medsebojne odvisnosti finančnih kazalnikov, s pomočjo katerih proučujemo vpliv več finančnih kazalnikov na plačilno sposobnost podjetja. Izkazalo se je, da je Altmanov model bolj zanesljiv od Beaverjeve univariatne analize. Napaka vrste I je bila pri Altmanovem modelu le 6 % (model uvrsti slabo podjetje v skupino dobrih podjetij) in napaka vrste II je bila 3 % (model uvrsti dobro podjetje v skupino slabih podjetij). Beaverjeva analiza je pri napovedovanju uspešnosti podjetja za naslednje leto naredila 22 % napak vrste I in 5 % napak vrste II. Beaverjev model je na podlagi finančnih kazalnikov bolje napovedoval uspeh podjetja kot neuspeh.

Pomanjkljivost Altmanove metode, ki je bila vse do 80-ih let prejšnjega stoletja najbolj uporabljena metoda napovedovanja, je bila predpostavka o normalni porazdelitvi pojasnjevalnih spremenljivk pri slabih podjetjih. Ohlson je kritiziral izid dotedanjih metod, ker ne napovedujejo verjetnosti propada nekega podjetja. Leta 1980 je Ohlson uporabil **logistično regresijo**, ki spada v družino verjetnostnih modelov, s katerimi napovedujemo verjetnost dogodka, v našem primeru stečaj podjetja. Verjetnost, da se nek dogodek zgodi, označim z 1 in verjetnost, da se dogodek ne zgodi, označimo z 0. Potrebno je še določiti točko reza (angl. *cut off point*), ki razdeli opazovani vzorec na dva dela. Ohlson je na podlagi

logistične porazdelitve kumulativne verjetnosti maksimiziral verjetnost propada slabega podjetja in verjetnost ne-propada zdravega podjetja. Prišel je do ugotovitve, da je najmanjša vsota napak vrste I in II pri točki reza 0,38 (privzeta verjetnost pri točki reza je 0,5).⁴

Kot kritik Altmanovega Z-Score modela se pojavi Shumway, ki trdi, da Altmanova polovica izbranih finančnih kazalnikov niso zanesljivi znanilci stečaja podjetja. Altman bi moral uporabljati kazalnike, kot so tržni delež, vrednosti delnic v preteklosti itd. Shumwayev model tveganja (angl. *hazard model*) uporablja kombinacijo računovodskih podatkov in informacije finančnega trga (angl. *market-driven variables*). Tako vidi Shumway prednost svojega modela tveganja pred statičnim, kot je Altmanov Z-Score model, v tem da:

- se statični modeli ne ukvarjajo s tveganji, medtem ko model hazard upošteva tveganja, katerim so podjetja izpostavljena;
- statični modeli skušajo ugotoviti vzrok za stečaj iz analiziranja računovodskih izkazov podjetja, medtem ko Shumwayev model pri opazovanju vključuje makroekonomske spremenljivke, ki so v opazovanem trenutku enake vsem podjetjem. Opozarja tudi, da so leta poslovanja podjetja pomemben dejavnik, ki ga ni moč zanemariti;
- je točnost napovedi, izdelana z modelom tveganja, večja kot je napoved s statičnim modelom. Model tveganja namreč upošteva več podatkov, to pa zato, ker se ta model lahko primerja z binarnim logit modelom. Število opazovanj je veliko večje, če se vsako podjetje opazuje za vsako leto in za vsak kazalec posebej.

Pri kronološkem razvrščanju modelov za napovedovanje finančnih težav podjetij spadajo med multivariatne modele še model logit in model probit. Oba modela sta nelinearna verjetnostna modela, kjer se vrednost Z_i preslika v logistično funkcijo, katere zaloga vrednosti je omejena na interval (0,1) (Saunders, 1997, str. 195). **Model logit** predpostavlja, da je kumulativna verjetnost neplačila porazdeljena logistično. Pri **modelu probit** velja predpostavka, da je kumulativna verjetnost neplačila normalno porazdeljena (Saunders, 1997, str. 196).

Od prve uporabe logistične regresije za napovedovanje stečajev podjetij so se naprej na široko razvijale obstoječe Ohlsonove študije. Teh so se lotili:

- Platt in Platt (1990) sta raziskovala vpliv specifičnih industrijskih finančnih kazalnikov na verjetnost propada podjetja;
- Gilbert, Menon in Schwartz (1990) so hoteli razlikovati med podjetji, ki so se znašla v finančni stiski (angl. *financial distress*) in podjetji, ki so propadla;
- Platt, Platt in Pedersen (1994) so razvili modele, ki so specifični za posamezno gospodarsko panogo;
- Johnsen in Melicher (1994) sta uvedla polinomialen logistični pristop. Med zdravimi in propadlimi podjetji dodata vmesno skupino »šibkih« podjetij. Namen je bil znižati možnost napačne razvrstitve problematičnih podjetij.

⁴ Več o napaki vrste I in napaki vrste II v poglavju 4.2.

Wilson in Sharda (1995) sta z **nevronskimi mrežami** dobila obetavne rezultate pri napovedovanju stečajev. Analiza z uporabo nevronskih mrež je podobna nelinearni diskriminantni analizi v tem, da spremenljivke niso nujno linearno povezane in neodvisne med seboj. Z oblikovanimi mrežami lahko podjetja uvrstimo v več kot dve skupini. Tako kot pri polinomialnem logističnem modelu, lahko z mrežami določimo tudi »siva področja«, ki vsebujejo podjetja, katera ni moč uvrstiti med uspešna ali neuspešna.

3.3 Tržno zasnovani modeli (modeli zasnovani na tržnih informacijah)

Računovodski modeli so še vedno široko uporabljeni v empiričnih raziskavah, a pri njih naletimo na resne omejitve, zlasti ko jih uporabimo samo za izračun/oceno tveganja za finančne težave (angl. *measuring distress risk*). Te ovire lahko premostimo s tržno zasnovanimi modeli, ki temeljijo na vrednosti podjetja. Znana sta Black-Sholes-Mertonov model ter Moodyev KMV model. Za tržne modele je značilno, da poskušajo oceniti tveganje za finančne težave tako, da združujejo strukturo obveznosti podjetja s tržnimi cenami sredstev. Glavna predpostavka tržno zasnovanih modelov je, da tržne vrednosti vsebujejo vse informacije, ki jih investitorji potrebujejo za izračun verjetnosti, da neka obveznost ne bo poravnana.

Prvi tržno zasnovani model je leta 1974 predstavil Robert C. Merton, katerega model je doživel že 15 nadgradenj. Mertonov model je prirejeni Black in Scholesov model opcijskega vrednotenja in predpostavlja, da je problematičnost podjetja povezana s kapitalsko strukturo podjetja. V Mertonovem modelu podjetje pride do stečaja, ko vrednost podjetja pade pod mejno vrednost, določeno na podlagi kreditnega tveganja. Teorija opcijskega vrednotenja je bila tako osnova za model merjenja kreditnega tveganja s pomočjo Moodyevega KMV in JP Morganovega Credit metrics. KMV je Mertonov model nekoliko prilagodil tako, da je pretvoril razdaljo do stečaja v njegove verjetnosti, ker je original model ocenjeval bistveno prenizke verjetnosti. Razlika med obema modeloma je, da KMV uporablja dejanske historične podatke, originalen model pa uporablja tabele standardizirane normalne verjetnosti. Zato Mertonov model lahko služi bolj kot zgled za modeliranje, ni pa neposredno uporaben pri ocenjevanju verjetnosti stečaja (Risk Calc For Private Companies, 2000, str. 17–18).

Po komercialnem uvajanju strukturnih modelov s pomočjo KMV modela v devetdesetih letih prejšnjega stoletja in po razvoju novih nadgradenj modelov, ki so postopoma opuščali nerealne predpostavke in se približevali realnemu dogajanju na finančnih trgih v začetku novega tisočletja, so postali tržno zasnovani modeli zelo priljubljeni med vlagatelji.

Hillegeist, Keating in Lundstedt (2004) in Gharghori, Chan in Faff (2006) analizirajo glavne prednosti in slabosti obeh metod in ugotavljajo, da so tržno zasnovani modeli bistveno boljši od modelov, ki temeljijo na računovodskih podatkih. Razlog je v pridobivanju računovodskih informacij.

- Računovodski podatki so osredotočeni na preteklost in se ne posodablajo redno. Zato uporaba preteklih razmerij, ki temeljijo na preteklih finančnih podatkih, ne omogoča določitev trenutnega finančnega tveganja podjetja. Informacije, uporabljene v tržno zasnovanih modelih, temeljijo na cenah trga in omogočajo ažurirane podatke o vrednosti sredstev (dnevni, mesečni, četrtni podatki).
- Finančni izkazi se zbirajo v skladu s konservativnimi računovodskimi načeli, kar povzroča, da so knjigovodske vrednosti sredstev nižje od tržnih vrednosti, zlasti ko gre za osnovna in neopredmetena sredstva. Uporaba ukrepov, ki prikazujejo finančni vzvod v višjih zneskih, povzroča izkrivljeno sliko poslovanja podjetja.
- Modeli zasnovani na računovodskih podatkih, ne upoštevajo volatilitnosti sredstev, ki naj bi zajemala vrednost verjetnosti poslabšanja podjetja in nakazala na možnost, da podjetje ne more plačati svojega dolga. To pa je ključno za analiziranje in merjenje nastanka stečaja podjetja.

Slabosti tržnih modelov je predvsem v tem, da za podjetja, ki niso javne delniške družbe, ni na voljo podatkov o tržni vrednosti kapitala. V magistrski nalogi proučujem srednja velika gradbena podjetja, ki ne kotirajo na borzi, zato ni potrebe po podrobnejši predstavitvi tržnih modelov.

3.4 Pregled slovenskih raziskav na temo napovedovanja plačilne sposobnosti podjetij

Na temo napovedovanja plačilne sposobnosti slovenskih podjetij je bilo napisano nekaj diplomskih in magistrskih nalog, ki so obravnavane bolj s teoretičnega vidika. Zanimivejša slovenska dela, ki so izpostavila tudi empirični vidik, so podana v nadaljevanju.

Verbovškova (1998) je konec devetdesetih let v svojem magistrskem delu prikazala kvantitativne modele za napovedovanje plačilne sposobnosti slovenskih podjetij. V tistih časih je kreditna analiza pridobila na pomembnosti predvsem zaradi zaostritve konkurence tako med bankami kot tudi med podjetji. Banke niso mogle računati na višjo donosnost le s prvovrstnimi dolžniki, pač je morala banka kot upnik razločevati med dobrimi in slabimi dolžniki. Tako se je do tedaj kvalitativni kreditni analizi pridružila kvantitativna kreditna analiza, ki je temeljila na hitrem razvoju statističnih in ekonometričnih metod, kakor tudi umetne inteligence in drugih metod.

Na začetku je bilo nekaj poskusov uporabe kvantitativnih metod, vendar te niso dale pretirano dobrih rezultatov. Analize so bile narejene v nestabilnih makroekonomskih razmerah, spreminjali so se računovodski standardi, ni bilo standardnih klasifikacij dejavnosti, sama uporaba metod je bila preveč mehanična in zato je bila skrita vsebinska stran kreditne analize.

Verbovškova je pri svojem delu uporabila kriterij, zanimiv za upnike. Ravno tako je kriterij uspešnosti z vidika upnikov v svojem diskriminantnem modelu uporabil že Altman. Namen naloge je bil razviti sistem napovedovanja nastanka težav v podjetju oziroma plačilne

nesposobnosti podjetja. Izbrala je dve skupini slovenskih podjetij. V prvo skupino, to je skupina uspešnih podjetij, je uvrstila podjetja, ki nimajo blokirane računa, v drugo skupino pa je uvrstila podjetja, ki so imela določeno število dni v letu blokirani račun in so bila zato manj uspešna ter potencialni kandidati za plačilno nesposobnost oziroma stečaj. Poslovanje podjetja je proučevala s pomočjo kazalnikov poslovanja, ki jih je izračunala iz bilanc stanja in izkazov uspeha za nekaj let. Vzorčni okvir so predstavljale vse gospodarske družbe v Sloveniji, za katere je Agencija RS za plačilni promet opravljala plačilni promet in dostavljala podatke v letih od 1994 do 1996. V analizo je bilo vključenih skupaj 5003 podjetij. Za samo raziskavo je uporabila diskriminantni model in probit model ter logit model za vsako leto posebej. Najboljši rezultati so bili v letu 1994, kjer je logit model dal pravilne rezultate v približno 80 % primerov. Napaka vrste I je bila 20%, kar kaže v skupni sliki na slabše rezultate kot jih je dobil Altman s svojim Z-Score modelom.

Valentinčič (1999) je analiziral plačilno sposobnost mikro podjetij v Sloveniji. V vzorec je bilo zajetih 19.627 podjetij, upošteval je 36 finančnih kazalnikov in kazalcev za leti 1996 in 1997. K računovodskim podatkom je v raziskavo dodal podatke o blokadah žiro računov. Tako kot Verbovškova, je za namen raziskave uporabil logit model, probit model in diskriminantni model. Ugotovil je, da so neuspešna mikro podjetja v povprečju bolj zadolžena kot uspešna mikro podjetja, pokritost kratkoročnih obveznosti z kratkoročnimi naložbami je slabša pri neuspešnih podjetjih, ravno tako prejemajo plačila počasneje, proizvodni cikel je daljši ter zamujajo s plačili do dobaviteljev.

Mramor, Košiček, Pahor, Prusnik, Valentinčič in Verbovšek (1998) so v okviru končnega poročila v raziskovalni nalogi z naslovom »Napovedovanje plačilne sposobnosti slovenskih podjetij v obdobju 1994–1997« izdelali statistična orodja za analize kreditne sposobnosti slovenskih podjetij, s katerimi so hoteli izboljšati kreditno analizo bank. Podjetja, vključena v raziskavo, so imela najmanj 6 zaposlenih, pozitivno knjigovodsko vrednost (lastniškega) kapitala, pozitivno velikost vseh sredstev v podjetju (celotna aktiva) ter panoge z več kot 100 podjetij. Merilo plačilne sposobnosti podjetja je bila blokada žiro računa, spremenljivke za napovedovanje plačilne nesposobnosti podjetja pa finančni kazalniki.

Uporabili so statistične in ekonometrične metode na ravni panog. Te so:

- osnovne statistike (aritmetična sredina, standardni odklon, koeficient variabilnosti, mediana, minimum, maksimum, sploščenost, asimetrija),
- linearna bivariatna analiza,
- nelinearna bivariatna analiza,
- linearna multivariatna diskriminantna analiza,
- linearni logit modeli in
- nelinearni logit modeli.

Najpomembnejši rezultati:

- modeli so v povprečju z 83 % natančnostjo napovedali blokado žiro računa podjetja;

- modeli so za v povprečju 84,6 % v naslednjem letu dejansko blokiranih podjetij pravilno napovedali, da bodo naslednje leto blokirana;
- modeli so za v povprečju 89,4 % v naslednjem letu dejansko plačilno sposobnih podjetij pravilno napovedali, da bodo naslednje leto plačilno sposobna.

V zgoraj omenjeni raziskavi sem si podrobneje ogledala rezultate raziskave za gradbeni sektor. Diskriminantni model je pravilno uvrstil 87,5 % vseh podjetij. To pomeni, da je za 87,5 % vseh podjetij na podlagi poznanih kazalnikov pravilno napovedal, kakšno bo stanje v prihodnjem letu. Pri tem je model naredil napako vrste II v višini 2,3 %, kar pomeni, da je napačno razvrstil dobra, likvidna podjetja v skupino nelikvidnih podjetij. Večja in bolj pomembna je napaka vrste I. Model se je zmotil v 41,8 % blokiranih podjetjih, ko je napovedal, da bodo podjetja likvidna, izkazalo pa se je, da so bila v prihodnjem letu blokirana.

Napovedovalna moč logit modela je bila manjša v primerjavi z diskriminantnim modelom. Model je pravilno uvrstil 83,5 % podjetij. Napaka vrste I, ki je za banko pomembnejša, je tukaj nižja in je znašala 18,7 %, napaka vrste II, ki je manj pomembna, pa 15,7 %.

Gergeta (2005) je v svoji magistrski nalogi »Modeliranje bonitetne lestvice plačilne discipline slovenskih podjetij« obravnaval dva bonitetna modela, s pomočjo katerih lahko obvladujemo kreditno tveganje pri prodaji z odlogom plačila za pravne osebe. Prvi je bonitetni model s finančnimi kazalniki, ki je zasnovan na predpostavki, da je na podlagi vrednosti finančnih kazalnikov mogoče napovedati plačilno disciplino kupca v prihodnosti. Drugi je bonitetni model s preteklimi zamudami, ki je zasnovan na podlagi dolžnikove dinamike plačevanja obveznosti. S pomočjo uporabe ordinalne logistične regresije ugotovi, da bonitetni model s preteklimi izgubami (z 68,73 % natančnostjo modela) učinkoviteje napoveduje plačilno disciplino kot bonitetni model s finančnimi kazalniki (natančnost modela je 62,92 %). Napaka vrste I je pri obeh bonitetnih modelih precej visoka.

Javoršek (2007) je v svojem magistrskem delu »Napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij« uporabil binarno in ordinalno logistično regresijo. Oblikoval je statistične modele, ki so na podlagi finančnih kazalcev, velikosti podjetja, tržnega deleža, dejavnosti ter preteklih zamud dobro napovedovali zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Model napovedovanja, ali bo imelo podjetje zamudo pri plačilu ali ne (uporabil je binarno logistično regresijo), je z 75,07 % pravilno napovedanih podjetij uspešnejši od modela, ki napoveduje zamudo pri plačilu, tudi glede na stopnjo velikosti zamude (uporabil je ordinalno logistično regresijo), ki je pravilno napovedala le 52,50 % podjetij. V primeru povečanja tolerance neplačila na 5 dni, kjer izhaja iz dejstva, da tako majhne zamude ne predstavljajo resne grožnje za dobavitelja, se uspešnost modela v primeru binarne logistične regresije poveča na 81,23 %, v primeru ordinalne pa je uspešnost modela 65,31 %.

Vidic (2005) je preverila uporabo ameriškega Altmanovega Z-Score modela v slovenskem prostoru pri napovedovanju finančnih težav podjetij. Analizo je opravila na 30-ih podjetjih, ki so šla v stečaj v letu 2003 oziroma 2004. V 80 % podjetij je model napovedal dve leti pred začetkom stečajnega postopka, da jim grozi nevarnost stečaja in eno leto pred začetkom stečajnega postopka se je verjetnost dvignila na 100 %. Vidiceva trdi, da se iz rezultatov ne da sklepati, da je Altmanov test Z-score zelo uporaben v primeru slovenskih podjetij, ker uporabljeni kazalniki niso dali pričakovanega rezultata, kar je posledica premajhnega vzorca analiziranih podjetij. Vprašljiva je tudi uporaba modela v slovenskem okolju, ki je nastal v ZDA, ker obstajajo razlike med slovensko in ameriško ekonomijo. Okviri računovodskega poročanja se med seboj razlikujejo. Vidiceva trdi, da se slovenska podjetja prepozno odločajo za stečaj.

Šušteršič, Mramor in Zupan (2009) so predstavili uporabo nevronske mreže za izdelavo bonitetnega sistema za potrošniška posojila. Dobljene rezultate so primerjali z rezultati logistične regresije. Na podlagi 581 odobrenih posojil komitentom in s pomočjo 67 podatkih o odobrenih potrošniških posojilih je raziskava pokazala, da je natančnost pri napovedovanju plačilne sposobnosti kreditojemalca s pomočjo nevronske mreže znašala 79,3 %, pri čemer je napaka vrste II znašala 17,8 %, napaka vrste I pa 29,9 %. Natančnost logistične regresije je bila v primerjavi z natančnostjo nevronske mreže nekoliko nižja in je znašala 76,1 %. Napaka vrste II je znašala 13,3 %, napaka vrste I pa 34,7 %.

3.5 Večstopenjski modeli napovedovanja finančne stiske podjetja

Finančna stiska podjetja ne vodi nujno v propad podjetja. Stečaj je eden izmed skrajnih primerov, druga skrajnost je lahko uspešna reorganizacija podjetja. Johnsen in Melicher (1994) sta bila mnenja, da je finančna stiska upodobljena kot kontinuum, ki je lahko v razponu od »finančno šibkega« podjetja do stečaja, s tem da »šibkost« zajema več stopenj. Večina modelov temelji na napovedovanju dveh stanj podjetij – »propadla« in »ne-propadla« podjetja.

Lau (1987) je bil prvi, ki je predstavil model s petimi finančnimi stanji, v katere lahko uvrstimo podjetja. Uporabil je multivariatno logit analizo, s katero je ocenil verjetnost podjetja, da vstopi v eno od petih rangiranih stanj.⁵ Model je imel tri omejitve. Dve od teh sta bili, da model ni zadostoval predpostavkam IIA (angl. *Independence for Irrelevant Alternatives* – neodvisnost irelevantnih alternativ) in IID (angl. *Independent and Identically Distributed data* – neodvisno in identično porazdeljeni podatki). Predpostavka IIA pravi, da na razmerje verjetnosti izbire posamezne alternative z oziroma na drugo alternativo ne vpliva prisotnost ali odsotnost drugih alternativ v izbranem nizu (Train, 2003, str. 50).⁶ Predpostavka

5 Pet rangiranih stanj: stanje 0 – finančno zdrava podjetja, stanje 1 – podjetja z znižanimi dividendami, stanje 2 – podjetja z C oceno obveznic, stanje 3 – bankrotirana podjetja po WSJI listi, stanje 4 – podjetja bankrotirana po Chapter X/XI.

6 Več o IIA predpostavki v poglavju 5.5.

IID pravi, da je slučajna komponenta funkcije koristnosti⁷ (ε_{iq}) neodvisno in identično porazdeljena, kar pomeni, da imajo slučajne komponente v vseh alternativah enako varianco. Če zadevo obrazložim s pomočjo primera posameznikov, ki se odločajo med alternativami, lahko rečem, da bodo različni posamezniki izbrali različne alternative, kar je delno odvisno od opazovanih atributov alternativ, delno pa od dejavnikov, ki jih posamezniki ne poznajo. Za nepoznani del predvidevamo identično porazdelitev »okusov« med posamezniki. To pomeni, da predvidevamo, da imajo vsi posamezniki enako variabilnost okusa, kar v praksi pogosto ne drži.

Johnsen in Melicher (1994) sta nadgradila polinomialne logit modele za napovedovanje stečaja podjetja. Določila sta tri stanja: stanje 0 – zdravo podjetje; stanje 1 – finančno slabo/šibko podjetje; stanje 2 – bankrotirano podjetje. S tem, ko sta v model vključila razred/stanje finančno slabih/šibkih podjetij, sta zmanjšala napako, ki jo model naredi ob razvrščanju podjetja v enega od treh razredov. Izkazalo se je, da so stanja (skupine, razredi) med seboj neodvisna in da model izpolnjuje predpostavki IIA in IID.

Hensher in Jones (2004) sta raziskovala avstralska podjetja, ki so kotirala na borzi. Preverila sta različne neodvisne spremenljivke po različnih stopnjah finančne stiske podjetij. Mešani logit model (angl. *mixed logit model*)⁸ je dal zanesljive rezultate in razdelil podjetja v tri stanja: stanje 0 – nebankrotirana podjetja; stanje 1 – insolventna podjetja; stanje 2 – bankrotirana podjetja ali podjetja, ki so naznanila insolventnost.

Andreev (2007) je uporabil polinomialno logistično regresijo na panelnih podatkih. Zajel je 1.667 španskih podjetij za obdobje dvanajstih let. Uporabil je tristopenjski model: stanje 0 – zdrava podjetja; stanje 1 – prostovoljno insolventna podjetja; stanje 2 – neizogibno insolventna podjetja.

Hensher, Jones in Greene (2007) so bili mnenja, da uporaba večstopenjskih modelov za napovedovanje finančno slabih podjetij odraža dejansko stanje, v katerem se lahko podjetje znajde. Nadgradili so Hensher in Jones študijo iz leta 2004 in ugotovili, da ima ugnezen logit model (angl. *nested logit model*)⁹ boljše napovedovalno moč kot standardna logistična specifikacija.

Chancharat, Tian, Davy, McCrae in Lodh (2010) so na 1.081 avstralskih podjetjih v obdobju od 1989 do 2005 proučevali dejavnike finančne stiske podjetja znotraj treh skupin podjetij: stanje 0 – aktivna podjetja; stanje 1 – podjetja v težavah, ki so že v zunanjem administrativnem

7 Funkcijo koristnosti lahko zapišemo kot: $U_{iq} = V_{iq} + \varepsilon_{iq}$, kjer je U_{iq} koristnost i-te alternative za q-tega posameznika, V_{iq} je sistematična komponenta (reprezentativna korist), ε_{iq} je slučajna komponenta (neopazovane lastnosti – okus posameznika).

8 Mešani logit model je izredno fleksibilen in ga lahko prilagodimo vsem oblikam modelov slučajne koristi. Osnovne prednosti tega modela so, da dovoljuje naključno variabilnost okusov med posamezniki, časovno korelacijo med neopazovanimi dejavniki izbire in različne vzorce nadomestitve med alternativami.

9 Ugnezen logit model uporabimo v primerih, ko lahko nize alternativ, s katerimi je soočen posameznik, razvrstimo v skupine (gneзда) (Train, 2003, str. 81).

postopku,¹⁰ stanje 2 – podjetja, ki so bila prevzeta ali pripojena k drugemu podjetju. Raziskava je pokazala, da obstajajo statistično značilne neodvisne spremenljivke, ki določajo skupino, v katerem se podjetje nahaja.

4 METODOLOGIJA IN STATISTIČNO ANALIZIRANJE S POLINOMINALNO METODO

4.1 Metodologija polinomialne logistične regresije

V raziskovalne namene se je velikokrat uporabljala logistična regresija, pri kateri je odvisna spremenljivka binarna oziroma dihotomna. Prvi, ki je predlagal spremembo logistične regresije, je bil McFadden (1974) in jo poimenoval model diskretne izbire (angl. *discrete choice model*). Modeli diskretne izbire so izpeljani iz predpostavke o racionalnem potrošniku, ki sprejema odločitve (izbira)¹¹ tako, da maksimira svojo korist (Train, 2003). Pomen modelov diskretne izbire je, da v nasprotju s klasičnimi linearnimi regresijskimi modeli omogočajo prikaz vpliva neodvisnih spremenljivk na odvisno spremenljivko, ki ni zvezna oziroma nima kvantitativnih vrednosti, temveč ločimo le končno število izidov, ki zavzemajo diskretne, kvalitativne vrednosti. Modele diskretne izbire, pri katerih zavzema odvisna spremenljivka več kot dva izida, imenujemo modeli multiple izbire (angl. *multiple choice/response models, polytomous choice models*), kjer lahko zapišemo: $Y_i=0, 1, 2, 3 \dots j$. Izidi so lahko razvrščeni na urejeni merski lestvici (angl. *ordered outcomes*) ali pa niso rangirani (angl. *unordered outcomes*). S pomočjo modelov diskretne izbire določimo učinke pojasnjevalne (neodvisne) spremenljivke na eno od diskretnih možnosti izbire posameznega subjekta, na primer izbor transporta posameznika do službe (lahko gre peš, s kolesom, z osebnim avtomobilom ali z avtobusom). Kakšna bo izbira posameznika, je odvisno od pojasnjevalnih spremenljivk, v tem primeru stroškov prevoza in časa, ki ga porabimo za prevoz do službe. Odvisna spremenljivka je definirana kot diskretna spremenljivka, ki nima naravnega zaporedja in je v proučevanem primeru transport (ena izmed možnosti – peš, kolo, avto, avtobus) (Agresti, 1990, str. 315). V magistrski nalogi bo to tip podjetja, ki bo lahko v stečaju, šibko podjetje, zdravo podjetje.

Polinomialna logistična regresija se uporablja za razlago odnosa med nemetrično odvisno spremenljivko in metrično (dihotomno) neodvisno spremenljivko (Andreev, 2007, str. 23). Analiza polinomialne logistične metode omogoča sočasno uporabo nekaj let starih podatkov, s katero se lahko izognemo neuspehu pri prepoznavanju podjetji v stečaju, zdravih podjetij ali podjetji v finančnih težavah za nekaj poročevalnih obdobj pred samim neuspehom. Da bi opredelili vrednosti neodvisne spremenljivke, se v multinomialni analizi uporabljajo

10 Po avstralski zakonodaji obstajajo štiri kategorije teh podjetij: 1. prostovoljna zunanja administracija; 2. dogovorjena zunanja administracija; 3. postopek prisilne poravnave; 4. likvidacija (Chancharat, Tian, Davy, McCrae & Lodh, 2010, str. 34).

¹¹ Glede na to, da v magistrski nalogi govorim o podjetjih v težavah, ne morem uporabljati izraza »izbira« (angl. *choose*), ker podjetje ne izbere stečaja, temveč je bolj primeren izraz »izid« (angl. *outcome*).

vrednosti več neodvisnih spremenljivk in ne ene same (1). Cilj tega je zmanjšati število napak pri napovedih in upoštevati večji odmik pri odvisnih spremenljivkah (Andreev, 2007, str.23).

$$y' = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_kx_k \quad (1)$$

y' ... odvisna spremenljivka, $b_1, b_2, b_3, \dots, b_k$ so regresijski koeficienti.

Kategorije odvisne spremenljivke (Y) so označene z 0, 1 ali 2. Pri logističnem regresijskem modelu se uporablja binarna odvisna spremenljivka $Y=1$, ki jo primerjamo z $Y=0$. Pri modelu s tremi možnimi izidi potrebujemo dve logit funkciji, kjer moramo določiti, katere izide bomo primerjali med seboj. V tem primeru je osnova za primerjavo $Y=0$ (angl. *baseline outcome*). Logistični funkciji sta opredeljeni (2, 3) kot sledi (Hosmer & Lemeshow, 2000, str. 261):

$$g_1(x) = \ln \left(\frac{P(y=1|x)}{P(y=0|x)} \right) = \beta_{10} + \beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_2 + \beta_{13}x_3 + \dots + \beta_{1p}x_p = x' \beta_1 \quad (2)$$

$$g_2(x) = \ln \left(\frac{P(y=2|x)}{P(y=0|x)} \right) = \beta_{20} + \beta_{21}x_1 + \beta_{22}x_2 + \beta_{23}x_3 + \dots + \beta_{2p}x_p = x' \beta_2 \quad (3)$$

Tako polinomialna logistična metoda izračuna nabor koeficientov za vsako od obeh izidov, kjer so koeficienti referenčne skupine (angl. *reference group, baseline outcome*) enako nič. Referenčna skupina je v našem primeru osnova za primerjavo odvisne spremenljivke, ki smo jo definirali kot slamnato spremenljivko. Odločitev glede referenčne skupine je poljubna in ne vpliva na ustreznost modela, težave pa se lahko pojavijo pri interpretaciji rezultatov.

Sledi izračun (4, 5, 6) pogojne verjetnosti vsakega izida posebej:

$$P(y=0|x) = \frac{1}{1 + e^{g_1(x)} + e^{g_2(x)}}, \quad (4)$$

$$P(y=1|x) = \frac{e^{g_1(x)}}{1 + e^{g_1(x)} + e^{g_2(x)}}, \quad (5)$$

in

$$P(y=2|x) = \frac{e^{g_2(x)}}{1 + e^{g_1(x)} + e^{g_2(x)}}. \quad (6)$$

Če upoštevamo konvencijo za binarni model, pustimo $\pi_1(x) = P(Y=j|x)$ za $j=0,1,2$. Vsaka verjetnost je funkcija vektorja $2(p+1)$ parametrov $\beta' = (\beta'_1, \beta'_2)$

Osnovna formula (7) za pogojno verjetnost za primer treh izidov:

$$P(y=j|x) = \frac{e^{g_j(x)}}{1 + \sum_{k=0}^2 e^{g_k(x)}} \quad (7)$$

kjer je vektor $\beta_0 = 0$ in $g_0(x) = 0$.

- P je verjetnost nastanka nekega dogodka ali izbira med več možnostmi v določenem trenutku,
- e je naravna eksponentna funkcija,
- g je matrika neodvisnih spremenljivk, ki vplivajo na nastanek nekega dogodka ali izbiro med večimi možnostmi,
- x je vektor ocenjenih parametrov,
- k je kategorija odvisne spremenljivke, ki varira na intervalu (0, 2) za naš model s tremi izidi.

Metoda, ki nam omogoča oceniti regresijske koeficiente polinomialne logistične regresije, je funkcija največjega verjeta (angl. *maximum likelihood function*). Ta metoda ocenjuje vrednosti parametrov, ki imajo največjo verjetnost generiranja opazovanih enot v vzorcu ob predpostavki, da je model resničen (Long & Freese, 2006, str. 76).

Za izdelavo funkcije verjeta smo oblikovali tri binarne spremenljivke označene z 0 ali 1. Te spremenljivke so oblikovane zgolj za pojasnjevanje funkcije verjeta in ne za polinomialno logistično analizo. Spremenljivke so označene (Hosmer & Lemeshow, 2000, str. 262):

- Če je Y=0, potem je Y₀=1, Y₁=0, Y₂=0
- Če je Y=1, potem je Y₀=0, Y₁=1, Y₂=0
- Če je Y=2, potem je Y₀=0, Y₁=0, Y₂=1

Ne glede na to, katero vrednost zavzame Y, je vsota teh spremenljivk $\sum_{j=0}^2 Y_j=1$. Osnovna oblika pogojne funkcije verjeta za n neodvisnih predmetov razvrščanja (8) je (Hosmer & Lemeshow, 2000, str. 262):

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n [\pi_0(x_i)^{y_{0i}} \pi_1(x_i)^{y_{1i}} \pi_2(x_i)^{y_{2i}}] \quad (8)$$

Če vemo, da je za vsak i $\sum_{j=0}^2 y_{ji}=1$, je posledično logaritem funkcije največjega verjeta (9) (Hosmer & Lemeshow, 2000, str. 263):

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n y_{1i}g_1(x_i) + y_{2i}g_2(x_i) - \ln[1 + e^{g_1(x_i)} + e^{g_2(x_i)}] \quad (9)$$

Ocene regresijskih koeficientov $\hat{\beta}$ ocenimo z metodo največjega verjeta tako, da zgornjo enačbo (9) odvajamo po pojasnjevalni spremenljivki, za katero računamo regresijski koeficient. Tako ocenjeni parametri $\hat{\beta}$ maksimirajo verjetnost, da so ocenjene vrednosti regresijskih koeficientov enake dejanskim vrednostim. Zato za vektor ocen parametrov $\hat{\beta}$ pravimo, da so cenilke največjega verjeta (Gergeta, 2005, str. 36).

Test razmerja verjetnosti (angl. *likelihood ratio test – LR test*) nam pokaže razmerje med posamezno neodvisno spremenljivko in odvisno spremenljivko. S tem testom lahko zavrnamo

ali sprejmemo ničelno domnevo, da so vsi koeficienti enaki nič. LR test najprej oceni celoten model (M_F – angl. *full model*), ki vsebuje vse spremenljivke, rezultat testa je LR_F^2 . Nato oceni model z omejitvami (M_R - angl. *restricted model*) rezultat testa LR_R^2 , ki ima J-1 manj parametrov. Na koncu izračuna razliko med obema $LR_{RvsF}^2 = LR_F^2 - LR_R^2$, ki ima hi-kvadrat porazdelitev z J-1 stopnje prostosti (Freese & Long, 2000, str. 8).

V primeru, da imamo kompleksnejši model z večjim vzorcem opazovanih enot, je LR test primernejši za preverjanje statistične značilnosti modela kot celote. Alternativa je Waldov test (10), ki ne zahteva izračunavanja dodatnih modelov. Waldov test lahko zapišemo (Freese & Long, 2000, str. 8):

$$W_k = \widehat{\beta}_k' \widehat{Var}(\widehat{\beta}_k)^{-1} \widehat{\beta}_k \quad (10)$$

Kjer je $\widehat{\beta}_k$ J-1 koeficientov povezanih z x_k , $\widehat{Var}(\widehat{\beta}_k)$, je ocenjena matrika kovarianc. Waldov test preverja hipotezo, da so vsi koeficienti povezani z x_k hkrati enako nič. Če je ničelna hipoteza pravilna, potem je W_k porazdeljen kot hi-kvadrat porazdelitev z J-1 stopnje prostosti. Tako lahko na podlagi statistično neznačilnega Waldovega testa določene spremenljivke iz modela izločimo, saj na ta način model očistimo nepotrebnih in motečih spremenljivk (AJPES, 2012, str. 13).

Za ocenjevanje primernosti prilaganja (angl. *goodness-of-fit*) polinomialne logistične regresije se uporablja Hosmer-Lemeshow (2000) test prilaganja.

Za ocenjevanje uspešnosti modela polinomialne logistične regresije lahko uporabimo Cox&Snell formulo (11), (1989):

$$R^2 = 1 - \left[\frac{L_W}{L_\Omega} \right]^{2/T} \quad (11)$$

Kjer je L_W logaritem funkcije verjete ocenjenega modela z omejitvami (angl. *model under restriction*) in L_Ω predstavlja ustrezne vrednosti modela brez omejitev (angl. *without restriction*), je T časovno obdobje.

Nagelkerke (1991) je predlagal analogno mero za oceno primernosti modela na podlagi rezultatov Cox&Snell (12), (1989):

$$R^2 = \frac{R_{coxand snell}^2}{R_{max}^2} \quad (12)$$

Izid polinomialne logistične metode leži na intervalu med 0 in 1. Razlaga tega izida nam pove, kolikšna je verjetnost, da kredit ni poplačan oziroma da je poplačan s strani kreditojemalca.

4.2 Napake pri razvrščanju podjetij v skupine in uspešnost razvrščanja

Poznamo dve vrsti napak, ki nastanejo pri razvrščanju podjetij v eno izmed skupin odvisne spremenljivke. To sta napaka vrste I in napaka vrste II. Napaka vrste I nastane, ko model slabega plačnika opredeli kot dobrega, torej ko model podjetje, ki je dejansko v stečaju, razvrsti v skupino zdravih in delno zdravih podjetij. Napaka vrste II nastane, ko model dobrega plačnika opredeli kot slabega, torej ko model zdravo podjetje razvrsti v skupino delno zdravih podjetij in podjetij, ki so v stečaju.

Natančnost pri razvrščanju podjetij v eno izmed skupin je osnovna mera kakovosti modela. Uspešnost modela, da pravilno razvršča opazovane enote v eno izmed skupin, je prikazana z deležem pravilno razvrščenih enot v primerjavi z vsemi enotami ter uspešnostjo modela z vidika minimizacije stroškov, ki so posledica napak pri razvrščanju v skupine (Gergeta, 2005, str. 19).

Kakovost modela je povezana in odvisna od stroškov, ki jih povzročijo napake vrste I in napake vrste II. Stroški napake vrste I so v primerjavi s stroški napake vrste II večji (Valentinčič, 1999, str. 32). Altman, Halderman in Narayanan (1977) ocenjujejo, da je strošek napake vrste I, 35-krat dražji kot strošek napake vrste II.

Primer stroškov na podlagi obeh vrst napak lahko prikažem z odločitvijo banke pri podeljevanju kreditov. V primeru, da se banka pri svoji odločitvi poslužuje modela in ji ta opredeli podjetje, ki je dejansko slabo, kot dobro podjetje, naredi model napako vrste I. V tem primeru ima banka stroške v višini izgube poplačila dolga in obresti ter vseh stroškov, ki jih je imela banka vezano na odobritev posojila. Zato je osnova za nastanek te vrste napake kreditno tveganje (angl. *credit risk*). Na drugi strani model naredi napako vrste II, ko dobro podjetje opredeli kot slabo, ki ni sposobno odplačevati svojega dolga. Strošek, ki ga utрпи banka, je oportunitetna izguba vseh odplačanih glavnin in obresti, ki bi jih imela banka, če model ne bi naredil napake vrste II in bi se banka napačno odločila, da zdravemu podjetju ne odobri posojila. Ti stroški so, v primerjavi s stroški neplačanih glavnin, manjši. Osnova za napako vrste II je komercialno tveganje (angl. *comercial risk*), (Mramor & Valentinčič, 2003, str. 746).

Pri razvrščanju podjetij z vidika minimiziranja stroškov napak je stroškovna funkcija asimetrična. Zato je pomembno doseči ravnotežje med številom napak vrste I in številom napak vrste II. Bolj sta si napaki blizu, bolj so stroški napačnih razvrstitev nižji. Eden izmed primerov je, da znižamo odstotek pravilno razvrščenih neproblematičnih podjetij in povečamo odstotek pravilno razvrščenih problematičnih podjetij (Ohlson, 1980).

Če upoštevam prej omenjena tveganja, lahko rečem, da je proces razvrščanja odvisen od odločevalčevega odnosa do tveganja. Odločevalec mora poiskati optimalno kritično vrednost, pri kateri bo povprečna vrednost obeh vrst napak najmanjša. To lahko prikažem tudi z enačbo 13 (Andreev, 2007, str. 28):

$$C_2 P_2 f_2(x) - C_1 P_1 f_1(x) \leq 0 \quad (13)$$

kjer je:

- C_1napaka vrste I,
- C_2napaka vrste II,
- P_1delež slabih podjetij v opazovanem vzorcu,
- P_2delež dobrih podjetij v opazovanem vzorcu,
- $f_1(x)$ in $f_2(x)$ je multivariatna porazdelitev x v slabih oziroma dobrih podjetjih.

Če so pričakovani stroški napake vrste I in napake vrste II enaki in velja $C_2 P_2 = C_1 P_1$, potem bo pogoj za minimiziranje celotnih stroškov napačnih razvrstitev (14):

$$f_1(x)/f_2(x) \geq 0 \quad (14)$$

Tako dobimo optimalno točko reza (angl. *cut off point*) oziroma optimalno kritično vrednost (angl. *cut-off value*). To je vrednost verjetnosti, kjer sta pogojni mejni gostoti $f_1(x)$ in $f_2(x)$ enaki nič.

Teoretično je izbor kritične vrednosti odvisen od velikosti in razmerja stroškov vrste I in vrste II, vendar pa je, kot sem že omenila, izbor kritične vrednosti v domeni odločevalca (kreditodajalca) in njegovega odnosa do tveganja. V večini primerov bo kreditodajalec skušal minimizirati napako vrste I, ker je zanj ta vrsta napake dražja. V primeru, da je kreditodajalec seznanjen s stroški napake vrste I in vrste II, bo skušal vplivati na zmanjšanje napake vrste I, ne da bi pri tem vplival na natančnost modela pri razvrščanju podjetij v eno izmed skupin. Mramor in Valentinčič (2003, str. 768) sta prikazala, da se je s premikom točke reza z 48 % na 30 % napaka vrste I zmanjšala za 9,4 odstotnih točk, pri čemer se je natančnost modela zmanjšala le za 1 odstotno točko. Natančnost modela se je zmanjšala na račun povečanja napake vrste II, kar pomeni, da mora kreditodajalec delati kompromise med obema napakama.

Glede na to, da imamo v našem primeru razvrščanje enot v več kot dve skupini (slaba, dobra podjetja), je tudi več stopenj napak vrste I in vrste II ter stroškov napak vrste I in vrste II. Teoretično je število stopenj napak vrste I in II ter stroškov napak enako $n-1$, pri čemer je n število skupin odvisne spremenljivke. To lahko vidimo v enačbi 15 (Koh, 1992, str. 191–193):

$$E(C) = \pi_3 (P_{I2} C_{I2}) (P_{II1} C_{II1}) + \pi_2 (P_{I3} C_{I3}) (P_{II1} C_{II1}) + \pi_1 (P_{I2} C_{I2}) (P_{I3} C_{I3}) \quad (15)$$

- $E(C)$pričakovani stroški napačne razvrstitve,
- π_3, π_2, π_1apriori verjetnosti, da bo podjetje razvrščeno v določeno skupino,
- C_{I3}, C_{I2}, C_{II1}strošek napake vrste I po različnih skupinah,
- $C_{II3}, C_{II2}, C_{III1}$strošek napake vrste II po različnih skupinah,
- P_{I3}, P_{I2}, P_{II1}pogojna verjetnost napake I po različnih skupinah,
- $P_{II3}, P_{II2}, P_{III1}$pogojna verjetnost napake II po različnih skupinah.

Kot je vidno iz enačbe 15, so pričakovani stroški napačnih razvrstitev $E(C)$ enaki vsoti stroškov napačnih razvrstitev po posameznih skupinah odvisne spremenljivke. Odvisni so od apriori verjetnosti, da bo podjetje dejansko razvrščeno v določeno skupino, odvisni so od stroškov napake vrste I in II po različnih skupinah ter pogojne verjetnosti napake vrste I in II.¹²

Iz prvega dela enačbe 15, $\pi_3(P_{II2}C_{II2})(P_{III}C_{III})$, vidimo, da jo sestavljajo pričakovani stroški napačne razvrstitve podjetij, pri katerih je apriori verjetnost, da bodo dejansko razvrščena v skupino 3 (najboljšo skupino). V skupini 3 so razvrščena podjetja, ki so dejansko najboljša izmed vseh podjetij v opazovanem vzorcu. Model lahko za podjetja, ki so dejansko v skupini 3, naredi le napako vrste II, kadar napove, da bo podjetje razvrščeno v slabšo skupino podjetij (skupino 2 ali skupino 1). Prvi del enačbe 15 ocenjuje napako vrste II, torej le komercialno tveganje.

Drugi del enačbe 15, $\pi_2(P_{I3}C_{I3})(P_{III}C_{III})$, prikazuje pričakovane stroške napačne razvrstitve podjetij, pri katerih je apriori verjetnost, da bodo dejansko razvrščena v skupino 2 (srednjo skupino). Pri razvrščanju podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino 2, lahko model naredi napako vrste I in napove, da bo podjetje razvrščeno v boljšo skupino, v skupino 3; lahko pa model napove, da bo podjetje razvrščeno v slabšo skupino, skupino 1, in naredi napako vrste II.

Tretji del enačbe 15, $\pi_1(P_{I2}C_{I2})(P_{I3}C_{I3})$, ki je za nas najpomembnejši, pa prikazuje pričakovane stroške podjetij, pri katerih je apriori verjetnost, da bodo razvrščena v skupino 1, ki je najslabša skupina. Pri teh podjetjih je možno narediti napako vrste I, ko model za podjetje, ki je dejansko slabo, napove, da bo podjetje razvrščeno v boljšo skupino podjetij (srednje dobra podjetja in dobra podjetja).

Pri ugotavljanju kakovosti in natančnosti polinomialne logistične regresije izračunam napako vrste I in napako vrste II na podlagi deleža pravilno razvrščenih enot. Cilj vsakega modela je minimizirati število napak vrste I in vrste II. Ker pa razmerje med stroški napake vrste I in vrste II ni simetrično, nimam zagotovila minimizacije stroškov napačnega razvrščanja.

4.3 Statistično modeliranje s polinomialno logistično regresijo

Večina dosedanjih modelov za ocenjevanja podjetij s težavami uporablja statistično analizo, ki omogoča razlikovati med različnimi finančnimi stanji eno leto pred stečajem podjetja. Rezultati teh modelov so enotni v zaključku, da se podjetja s finančnimi težavami razlikujejo od dobrih podjetij gledano za določeno obdobje. Kljub enotnosti teorij in modelov pa težko določimo nabor kazalnikov za napovedovanje finančne ranljivosti podjetja.

¹² Pogojna verjetnost napake vrste I in II je opredeljena kot število napak pri določeni kritični vrednosti, deljeno s številom podjetij v vzorcu (Koh, 1992, str. 191–193).

V nadaljevanju predstavim vhodne podatke za odvisno spremenljivko in neodvisne spremenljivke ter njihove opisne statistike. Model polinomialne logistične regresije je osnovan na predpostavki, da je mogoče na podlagi finančnih kazalnikov napovedati stečaj podjetja za eno leto vnaprej.

4.3.1 Viri vhodnih podatkov

Za potrebe magistrskega dela uporabim podatkovno bazo enega od ponudnikov bonitetnih analiz v Sloveniji. To je baza Bonitete.si, ki ima on-line zbirko informacij in je v lasti podjetja Bisnode, d.o.o.. Za registrske in splošne informacije ter finančne podatke in osebe uporabljajo podatke Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (v nadaljevanju AJPES). Za transakcijske račune in blokade uporabljajo podatke, ki jih zagotavlja Banka Slovenije. Uradni list in AJPES uporabljajo za registrske objave podjetij.

V proučevani vzorec je bilo na začetku vključeno 48 srednje velikih gradbenih podjetij.¹³ Vsa analizirana podjetja so iz gradbene dejavnosti ali področja F po Standardni klasifikaciji dejavnosti.

Iz podatkovne baze sem uporabila že izračunane finančne kazalnike za obdobje od začetka leta 2007 do konca leta 2010. Iz skupnega vzorca 48 srednje velikih gradbenih podjetij sem izločila štiri podjetja. Pri vseh izločenih podjetjih je manjkala izračun večjih finančnih kazalnikov za več kot dve leti v opazovanem časovnem obdobju. Po pregledu finančnega poročila posameznega podjetja lahko rečem, da ni šlo za novo ustanovljena podjetja, niti da so ta podjetja zamujala z oddajo bilance stanja zaradi obveznih revizij. V primeru, da bi vsako podjetje, pri katerem bi se pojavil vsaj en manjkajoči finančni kazalnik, izločila iz vzorca, bi se proučevani vzorec zelo skrčil, kar bi ogrozilo verodostojnost same raziskave. Zato manjkajoče vrednosti finančnih kazalnikov nadomestim s povprečnimi vrednostmi finančnih kazalnikov v pripadajoči skupini. Za analizo uporabim panelne podatke.

V končnem vzorcu je 14 podjetij v stečaju. To so podjetja, ki so v podatkovni bazi Bonitete.si neaktivna in imajo status izbrisan. Druga skupina zajema 16 podjetij, ki imajo slabšo finančno oceno, vendar niso kritična. Pri njih je moč zaznati slabši plačilni indeks, imajo več tožb, tako tožečih kot toženih. Tretja skupina so zdrava in aktivna podjetja, ki imajo dobro finančno oceno. Zdravih podjetij v proučevanem vzorcu je 14.

Odvisna spremenljivka je v mojem primeru tip (skupina) podjetja, ki je lahko: 1. v stečaju, 2. delno zdravo, 3. zdravo podjetje. Odvisna spremenljivka lahko zavzame eno od treh skupin. Finančni kazalniki so izračunana razmerja iz podatkov, ki so zavedeni v računovodskih

¹³ V skladu s 55. členom ZGD (2009) se družbe razvrščajo na mikro, majhne, srednje in velike družbe na podlagi upoštevanja naslednjih meril: povprečno število delavcev v poslovnem letu, čisti prihodki od prodaje in vrednost aktive. Srednja družba je družba, ki ni mikro družba ali majhna družba in ki izpolnjuje dve od teh meril: Povprečno število delavcev v poslovnem letu presega 50, Čisti prihodki od prodaje presegajo 8,8 mio EUR, Vrednost aktive presega 4,4 mio EUR.

izkazih. V magistrski nalogi finančni kazalniki služijo kot prediktorji (angl. *predictors*) za napovedovanje stečaja podjetja.

4.4 Opis pojasnjevalnih spremenljivk

Finančni kazalniki so razmerja med določenimi postavkami iz bilance stanja, izkaza poslovnega izida in izkaza denarnega toka ter določenimi tržnimi vrednostnimi. Razlika med računovodskimi in finančnimi kazalniki je ta, da so računovodski kazalniki del finančnih kazalnikov in so izračunani samo iz računovodskih podatkov.

Slovenski računovodski standard 29 (v nadaljevanju SRS) opredeljuje računovodske kazalce kot absolutno število, ki se nanaša na pomembne gospodarske kategorije, o katerih obstajajo računovodski podatki. To so: sredstva, osnovni kapital, prihodki, dobiček, izguba, prodajna cena enote, lastna cena itd. Ti kazalci napovedujejo ali kažejo stanje v denarni merski enoti. Računovodski kazalniki so relativna števila, ki se nanašajo na gospodarske kategorije, o katerih obstajajo računovodski podatki. Lahko so koeficienti, stopnje udeležbe ali indeksi (SRS, 2006, str. 243).

Finančni kazalniki nam prikažejo opis podjetja v smislu njegovih ekonomskih lastnosti in konkurenčnih prednosti. Ena od lastnosti je tudi ta, da olajšajo primerjavo med podjetji, ker odpravljajo nesorazmerja v velikosti podjetja. Cilj izračunavanja finančnih kazalnikov in njihove uporabe pri finančnih analizah je ugotoviti tveganje pri poslovanju podjetja. Napoved, da bo podjetje v prihodnosti zdravo in plačilno sposobno, je koristna informacija tako za posojilodajalca kot vlagatelja, kajti plačilna nesposobnost podjetja lahko pripelje podjetje v stečaj.

Po Bergantu (2011, str. 48) so temeljni cilji kazalnikov naslednji:

- standardizirati določeno kategorijo in s tem omogočiti različne primerjave, zlasti med različnimi podjetji;
- pokazati na relativno težo sprememb v finančnem položaju podjetja in njegovem poslovanju, kar omogoča opredelitev možnih tveganj in priložnosti v poslovanju podjetja;
- pokazati področje nadaljnjega analiziranja;
- prispevati k oceni položaja, spremljati poslovanje in pomagati pri načrtovanju.

Bentrey et al. (2004, str. 341) navajajo, da je glavni namen analize finančnih kazalnikov:

- oceniti finančne in gospodarske rezultate podjetja,
- ugotoviti finančno stabilnost podjetja ter
- napovedati rezultate in stabilnost podjetja v prihodnosti.

S pomočjo finančnih kazalnikov analiziramo določen vidik poslovanja podjetja (zadolženost, likvidnost, produktivnost, dobičkonosnost itd). Za lažjo interpretacijo vpliva finančnih kazalnikov na poslovanje podjetja lahko le-te združimo v družine kazalnikov, kjer posamezna družina finančnih kazalnikov prikazuje določen vidik poslovanja podjetja. Združevanje finančnih kazalnikov je pomembno pri izboru ustreznega števila finančnih kazalnikov, ki jih bom predstavila v naslednjem razdelku. Sama oblika posameznega finančnega kazalnika in oblikovanje družin finančnih kazalnikov nista standardizirana (Valentinčič, 1999, str. 47). V tuji in domači literaturi lahko zasledimo različne delitve finančnih kazalnikov.

Glede na namen analiziranja Brigham loči finančne kazalnike na (Brigham, Houston & Daves 1998, str. 71; Brigham & Ehrhardt, 2002, str. 372):

- kazalnike kratkoročne plačilne sposobnosti (angl. *liquidity ratios*),
- kazalnike učinkovitosti sredstev (angl. *asset management ratios*),
- kazalnike učinkovitosti zadolževanja (angl. *debt management ratios*),
- kazalnike dobičkonosnosti (angl. *profitability ratios*) in
- kazalnike tržne vrednosti (angl. *market value ratios*).

Skupine finančnih kazalnikov lahko oblikujemo glede na skupine njihovih uporabnikov. Ti uporabniki so: lastniki in investitorji, upniki, management (Helfert, 2001, str. 98).

Lastnike in potencialne investitorje najbolj zanimajo kazalniki donosnosti poslovanja. Ti so:

- donosnost sredstev (angl. *return on assets*, ROA),
- donosnost lastniškega kapitala (angl. *return on equity*, ROE),
- delež bruto dobička v prihodkih od prodaje (angl. *gross profit margin*),
- delež dobička iz poslovanja v prihodkih od prodaje (angl. *operating profit margin*) in
- stopnja čiste dobičkonosnosti prihodkov od prodaje (angl. *net profit margin*).

Pri presoji finančne uspešnosti upnike najbolj zanimajo naslednje skupine finančnih kazalnikov:

- kazalniki in kazalci kratkoročne plačilne sposobnosti (kratkoročni koeficient, hitri koeficient, pospešeni koeficient, vrednost hitre prodaje sredstev (angl. *quick sale value*),
- kazalniki dolgoročne plačilne sposobnosti (delež dolga v vseh sredstvih, delež dolga v vsem kapitalu),
- kazalniki upravljanja z dolgom (pokritje stalnih stroškov financiranja, pokritje bremena dolgov),
- kazalniki upravljanja s sredstvi (obrat sredstev) in
- kazalniki upravljanja z obratnim kapitalom (dnevi vezave zalog, dnevi plačila kupcev, dnevi plačila dobaviteljem, dnevi denarnega cikla).

Managerjem so predvsem pomembni kazalniki in kazalci donosnosti poslovanja, ki jih uporabljajo pri svojem sprejemanju poslovnih odločitev. To so kazalci in kazalnika dobička, ki se delijo na:

- dobiček pred obrestmi in davki (angl. *earning before interests and taxes*, EBIT),
- dobiček pred plačilom obresti, davka iz dobička, amortizacije in odpisi (angl. *earning before interests, taxes, depreciation and amortization*, EBITDA),
- čisti dobiček iz poslovanja podjetja po davkih (angl. *net operating profit after taxes*, NOPAT) in
- dobičkonosnost investiranega kapitala podjetja (angl. *return on investment*, ROIC).

SRS 29 določa, da se glede na izhodišče v bilanci stanja in izkazu poslovnega izida ter glede na potrebe po finančnem in gospodarskem načinu presojanja, računovodski kazalniki razvrščajo kot:

- kazalniki stanja financiranja (vlaganja),
- kazalniki stanja investiranja (naložbena),
- kazalniki vodoravnega finančnega ustroja,
- kazalniki obračanja,
- kazalniki gospodarnosti,
- kazalniki dobičkonosnosti,
- kazalniki dohodkovnosti in
- kazalniki denarne tokovnosti.

Izhodišče za izračun kazalnikov denarne tokovnosti je izkaz finančnega izida.

Za namen magistrske naloge sem uporabila finančne kazalnike (*Tabela 3*), ki se delijo v sedem skupin in ustrezajo tako delitvi finančnih kazalnikov po SRS kot namenu analiziranja ter glede na uporabnike finančnih kazalnikov. Te skupine so:

- kazalniki financiranja,
- kazalniki plačilne sposobnosti,
- kazalniki obračanja,
- kazalniki dnevi vezave,
- kazalniki gospodarnosti, donosnosti in dohodkovnosti,
- kazalniki denarnega toka in
- kazalniki investiranja.

V model vključim še dodatno prilagojene kazalnike po Mramorju et al. (1998, str. 21), kjer sta dva kazalnika vključena v družino kazalnikov dobičkonosnosti, dva kazalnika pa sta bila vključena v družino kazalnikov, ki merijo zadolženost in solventnost.

Tabela 3: Definicija in prikaz izračunov finančnih kazalnikov uporabljenih v analizi z oznako

KS1	KAZALNIKI INVESTIRANJA	
KS1.1	Delež osnovnih sredstev v sredstvih	$(\text{Opredmetena osnovna sredstva/Sredstva}) * 100$
KS1.2	Delež obratnih sredstev v sredstvih	$(\text{Kratkoročna sredstva - Kratkoročne finančne naložbe - Kratkoročne aktivne časovne razmejitve}) / \text{Sredstva} * 100$
KS1.3	Delež finančnih naložb v sredstvih	$(\text{Dolgoročne finančne naložbe in naložbene nepremičnine + Kratkoročne finančne naložbe}) / \text{Sredstva} * 100$
KS2	KAZALNIKI FINANCIRANJA	
KS2.1	Delež kapitala v financiranju	$(\text{Kapital/Obveznosti do virov sredstev}) * 100$
KS2.2	Delež dolgov v financiranju	$(\text{Finančne in poslovne obveznosti/Obveznosti do virov sredstev}) * 100$
KS2.3	Kapitalska pokritost dolgoročnih sredstev	$(\text{Kapital/Dolgoročna sredstva}) * 100$
KS2.4	Finančni vzvod	$(\text{Finančne in poslovne obveznosti/Kapital}) * 100$
KS3	KAZALNIKI PLAČILNE SPOSOBNOSTI	
KS3.1	Kratkoročni koeficient likvidnosti	$\text{Kratkoročna sredstva/Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti}$
KS3.2	Pospešeni koeficient likvidnosti	$(\text{Kratkoročna sredstva - Zaloge}) / \text{Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti}$
KS3.3	Servisiranje dolga	$(\text{Čisti poslovni izid obračunskega obdobja + Odpisi vrednosti z amortizacijo}) / \text{Celotni odhodki}$
KS3.4	Kreditna izpostavljenost	$\text{Kratkoročne poslovne terjatve/Poslovni prihodki}$
KS4	KAZALNIKI OBRAČANJA	
KS4.1	Koeficient obračanja osnovnih sredstev	$\text{Čisti prihodki od prodaje} / (\text{Opredmetena osnovna sredstva + Opredmetena osnovna sredstva (predhodno leto)} / 2)$
KS4.2	Koeficient obračanja sredstev	$\text{Čisti prihodki od prodaje} / (\text{Sredstva + Sredstva (predhodno leto)} / 2)$

KS4.3	Obračanje obratnih sredstev	$(\text{Stroški blaga, materiala in storitev} + \text{Stroški dela} + \text{Drugi poslovni odhodki}) / (\text{Kratkoročna sredstva} - \text{Kratkoročne finančne naložbe (predhodno leto)} + \text{Kratkoročna sredstva (predhodno leto)} - \text{Kratkoročne fin. naložbe}) / 2$), ko imamo podatke za predhodno leto in ko $\text{Kratkoročna sredstva} - \text{Kratkoročne fin. naložbe (predhodno leto)} + \text{Kratkoročna sredstva (predhodno leto)} - \text{Kratkoročne fin. naložbe} > 0$
-------	-----------------------------	---

se nadaljuje

nadaljevanje

KS4	KAZALNIKI OBRAČANJA	
KS4.4	Obračanje zalog 1	$(\text{Stroški blaga, materiala in storitev} + \text{Stroški dela} + \text{Drugi poslovni odhodki}) / (\text{Zaloge} + \text{Zaloge (predhodno leto)}) / 2$; ko je $(\text{Zaloge} + \text{Zaloge (predhodno leto)}) > 0$, ko ni podatka za predhodno leto: $\text{Zaloge} > 0$
KS4.5	Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev	$\text{Čisti prihodki od prodaje} + \text{Drugi poslovni prihodki (s subvencijami...)} / ((\text{Kratkoročne posl. terj.} + \text{Kratkoročne posl. terj. (predhodno leto)}) / 2)$), ko imamo predhodno leto $(\text{Kratkoročne posl. terjatve} + \text{Kratkoročne posl. terjatve (predhodno leto)}) > 0$; ko ni podatka za predhodno leto $\text{Kratkoročne poslovne terjatve} > 0$
KS4.6	Koeficient obračanja sredstev na celotne prihodke	$\text{Čisti prihodki od prodaje} / ((\text{Sredstva} + \text{Sredstva (predhodno leto)}) / 2)$; $(\text{Sredstva} + \text{Sredstva (predhodno leto)}) > 0$; ko ni podatka za predhodno leto $\text{Sredstva} > 0$
KS5	KAZALNIKI DNEVI VEZAVE	
KS5.1	Dnevi vezave zalog 1	$(\text{Zaloge} + \text{Zaloge (predhodno leto)}) / 2 / (\text{Stroški blaga, materiala, storitev} + \text{Stroški dela} + \text{Odpis vrednosti}) * 365$
KS5.2	Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev	$(\text{Kratkoročne posl. terjatve} + \text{Kratkoročne posl. terjatve (predhodno leto)}) / 2 / (\text{Čisti prihodki od prodaje} + \text{Drugi poslovni prihodki (skupaj s subvencijami, ...)}) * 365$
KS5.3	Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti	$(\text{Kratkoročne posl. obveznosti} + \text{Kratkoročne posl. obveznosti (predhodno leto)}) / 2 / (\text{Stroški blaga, materiala in storitev} + \text{Stroški dela}) + \text{Drugi poslovni odhodki}) * 365$
KS6	KAZALNIKI GOSPODARNOSTI, DONOSNOSTI IN DOHODKOVNOSTI	
KS6.1	Celotna gospodarnost	Celotni prihodki/Celotni odhodki
KS6.2	Gospodarnost poslovanja	Poslovni prihodki/Poslovni odhodki
KS6.3	Čista dobičkovnost skupnih prihodkov	$(\text{Čisti poslovni izid obračunskega obdobja} / \text{Celotni prihodki}) * 100$

KS6.4	Proizvodnost sredstev	$\frac{(\text{Čisti prihodki od prodaje} + \text{Usredstveni lastni proizvodi in lastne storitve} + \text{Drugi poslovni prihodki (skupaj s subvencijami, dotacijami,...)} + \text{Finančni prihodki} + \text{Drugi prihodki})}{((\text{Sredstva} + \text{Sredstva (predhodno leto)})/2)}$; $((\text{Sredstva} + \text{Sredstva (predhodno leto)}) > 0, \text{ ko ni predhodnega leta Sredstva} > 0)$
KS6.5	Čista donosnost sredstev	$\frac{\text{Čisti poslovni izid obračunskega obdobja}}{((\text{Sredstva} + \text{Sredstva (predhodno leto)})/2)} * 100$; $((\text{Sredstva} + \text{Sredstva (predhodno leto)}) > 0, \text{ ko ni predhodnega leta Sredstva} > 0)$
KS6.6	Čista donosnost kapitala	$\frac{\text{Čisti poslovni izid obračunskega obdobja}}{(\text{Kapital} + \text{Kapital (predhodno leto)})} * 100$; $((\text{Kapital} + \text{Kapital (predhodno leto)}) > 0, \text{ ko ni predhodnega leta Kapital} > 0)$

se nadaljuje

nadaljevanje

KS6	KAZALNIKI GOSPODARNOSTI, DONOSNOSTI IN DOHODKOVNOSTI	
KS6.7	Dobičkovnost prihodkov iz poslovanja	$(\text{Poslovni izid iz poslovanja} / \text{Poslovni prihodki}) * 100$
KS6.8	Celotna dobičkovnost prihodkov iz poslovanja	$(\text{Celotni poslovni izid} / \text{Poslovni prihodki}) * 100$
KS6.9	Neto prodajna marža	$(\text{Čisti poslovni izid obračunskega obdobja} / \text{Čisti prihodki od prodaje}) * 100$
KS6.10	Dodana vrednost na zaposlenega	$\frac{(\text{Kosmati donos od poslovanja} - \text{Sprememba vrednosti zalog proizvodov in nedokončane proizvodnje} - \text{Stroški blaga, materiala in storitev} - \text{Drugi poslovni odhodki})}{\text{Povprečno število zaposlenecv na podlagi delovnih ur v obračunskem obdobju}}$
KS6.11	Poslovna donosnost sredstev	$\frac{(\text{Poslovni prihodki} + \text{Sprememba vrednosti zalog proizvodov in nedokončane proizvodnje} - \text{Poslovni odhodki})}{((\text{Sredstva} + \text{Sredstva (predhodno leto)})/2)}$; $((\text{Sredstva} + \text{Sredstva (predhodno leto)}) > 0, \text{ ko ni predhodnega leta Sredstva} > 0)$
KS7	DENARNI TOK	
KS7.1	Enostavni denarni tok	$\text{Čisti poslovni izid obračunskega obdobja} + \text{Amortizacija in prevrednoteni poslovni odhodki pri neopredmetenih sredstvih in opredmetenih osnovnih sredstvih}$
KS7.2	Čisti kratkoročni obratni kapital	$\text{Denarna sredstva} + \text{Kratkoročne poslovne terjatve} + \text{Zaloge} - \text{Kratkoročne poslovne obveznosti do dobaviteljev}$
K	KAZALNIKI PRIREJENI PO MRAMORJU	
K1		$(\text{bruto dobiček} - \text{dobiček iz poslovanja}) / \text{prihodki}$
K3		$(\text{prihodki iz poslovanja} - \text{čisti dobiček} - (\text{izr. prih.} - \text{izr. odh.})) / \text{prihodki}$
K2		$(\text{dobiček iz poslovanja} - \text{čisti dobiček} - (\text{izr. prih.} - \text{izr. odh.})) / \text{celotni prihodki}$

K4		(dobiček iz poslovanja - (izr. prih.-izr. odh.) - čisti dobiček - (izr. prih.-izr.odh.))/celotni prihodki
----	--	---

Vir: Bisnode, d.o.o., Kazalniki, 2014, str. 6-14; Mramor et al., Napovedovanje plačilne sposobnosti slovenskih podjetij v obdobju 1994–1997, 1998, str. 21.

Tabela 3 prikazuje sedem družin finančnih kazalnikov. V nadaljevanju predstavim vsako družino kazalnikov posebej.

Kazalniki financiranja kažejo, kako se spreminja struktura virov financiranja v skladu s finančnimi potrebami in usmeritvami podjetja. Gre za razmerje med pasivnimi postavkami bilance stanja, kjer nas zanimajo delež kapitala, osnovnega kapitala, dolgov v strukturi vseh virov. Za posojilodajalce so ti kazalniki pomembni, ker prikazujejo tveganje vračila posojila, za podjetje pa takrat, ko sprejema dolgoročne odločitve o financiranju podjetja. Podjetja, ki so stabilna, lahko uporabljajo več dolžniškega vira financiranja v primerjavi z nestabilnimi podjetji.

S kazalniki plačilne sposobnosti ali solventnosti primerjamo posamezne postavke sredstev s posameznimi postavkami obveznosti do virov sredstev. Gre za vodoravni presek bilance stanja na določen dan, kjer primerjamo čas zapadlosti obveznosti do virov sredstev s časom, potrebnim za unovčenje sredstev. Slabost teh kazalnikov je, da so statični, ker jih računamo iz bilance stanja. Zato jih je treba dopolniti s podatki iz izkaza finančnega izida.

Kazalniki obračanja sredstev in dnevi vezave nam povedo, kako hitro se obračajo posamezne vrste sredstev v času enoletnega poslovanja podjetja. Izhodišče za njihov izračun so podatki iz bilance stanja in podatki iz izkaza poslovnega izida. Kazalniki obračanja sredstev nam povedo, koliko prihodkov ustvari podjetje z obstoječimi sredstvi oziroma koliko sredstev potrebuje podjetje, da ustvari obstoječi prihodek. Hitrejše kot je obračanje sredstev, manj ima podjetje vezanih sredstev za doseganje določenega zneska prihodkov. Različne vrste sredstev se različno hitro obračajo (terjatve se hitreje obračajo kot zaloge), zato je potrebna analiza obračanja po posameznih vrstah sredstev. Ti kazalniki so primerljivi le med podjetji v isti dejavnosti.

Kazalniki gospodarnosti (ekonomičnosti) kažejo, kako uspešno je neko podjetje pri poslovanju. Kazalniki prikazuje prihodke glede na nastale odhodke. Višja je vrednost kazalnika, bolj uspešno je podjetje. Kazalniki dobičkonosnosti kažejo razmerje med ustvarjenim dobičkom in vsemi prihodki podjetja in so povezani s plačilno sposobnostjo podjetja, ker ustvarjeni prihodki omogočajo doseganje zadostne likvidnosti za poplačilo obveznosti do dobaviteljev. Kazalniki donosnosti (rentabilnosti) kažejo na uspešnost poslovanja podjetij, ker na nek način združujejo učinke likvidnosti, ravnanja s sredstvi in obveznosti do virov sredstev (Brigham & Daves, 2004, str. 238).

Kazalniki denarnega toka prikazujejo plačilno sposobnost podjetja v določenem obdobju, sposobnost ustvarjanja denarnih tokov v razmerju do drugih kategorij ter stabilnost in neodvisnost podjetja od posojilodajalcev.

S kazalniki investiranja analiziramo strukturo sredstev, kjer gledamo aktivno stran bilance stanja. Ti kazalniki so pomembni za poslovodstvo, ko se odločajo o investicijah v posamezne vrste sredstev. Vrednost kazalnika je odvisna od značilnosti tehnologije podjetja, zato se kazalniki zelo razlikujejo glede na panogo, znotraj katere posluje podjetje (Ban & Tekavec, 2001, str. 78).

Mramor et al. (1998, str. 21) navajajo dodatno prilagojene kazalnike in uvajajo dve dodatni postavki: popravljeni dobiček iz poslovanja (EBIT2) in popravljeni čisti dobiček obračunskega obdobja (NI2).¹⁴ Namen uvedbe dodatnih kazalnikov je izločitev velikega vpliva razporejanja prihodkov in odhodkov med izredne prihodke in izredne odhodke na dobiček iz poslovanja in čisti dobiček. Tako dobimo tri mere stroškovne učinkovitosti (*K1*, *K2* in *K4*) ter eno mero donosnosti (*K3*).

K1 meri dogajanje v proizvodnem procesu podjetja in notranjo stroškovno učinkovitost podjetja. V primeru, da je podjetje notranje stroškovno učinkovito, je absolutna vrednost tega kazalnika nizka. Opozoriti pa je potrebno, da omenjeni kazalnik v določenih primerih lahko pristransko izkazuje notranje stroškovne učinkovitosti podjetja (Valentinčič, 1999, str. 49).

K2 in *K4* spadata v družino kazalnikov, ki merijo zadolženost in solventnost podjetja. Zajemata učinke različnega financiranja podjetja in revalorizacijske učinke. Izločeni so izredni poslovni dogodki, ki povzročajo izredne prihodke in izredne odhodke. Absolutna nizka vrednost kazalca je pomembna za upnika, to pa pomeni, da podjetje ne izkorišča davčnega štita, ki je posledica financiranja z dolgom, kar je zaželeno z vidika novih upniških naložb (Valentinčič, 1999, str. 50).

K3 meri donosnost rednega poslovanja podjetja. Izločeni so vsi prihodki, ki niso pridobljeni s prodajo blaga ter materiala in izločen je vpliv izrednih dogodkov na dobiček podjetja. V primeru, da podjetje nima nobenih stroškov in prihodkov, je vrednost kazalca enaka nič. Za empirične raziskave so v tem primeru pomembne pozitivne vrednosti blizu nič (Valentinčič, 1999, str. 50).

4.5 Prednosti in slabosti uporabe računovodskih kazalnikov

Kazalniki pomenijo primerjavo določenih kategorij med seboj. To so lahko koeficienti, stopnje udeležbe ali indeksi. Pri kazalnikih primerjamo dve ali več različnih kategorij, pri stopnjah udeležbe primerjamo del s celoto, pri indeksih pa primerjamo kategorije v različnih časovnih obdobjih.

¹⁴ EBIT2=EBIT – (izredni prihodki – izredni odhodki); NI2=NI – (izredni prihodki – izredni odhodki).

Kazalnikov se ne sme uporabljati mehanično, temveč z ustrežno presojo. Predvsem je pomembno, da zbrane podatke primerjamo med seboj. Za mojo analizo so pomembne primerjave sedanjih podatkov s preteklimi, ker omogočajo ugotavljanje smeri gibanja ter primerjavo podatkov s konkurenčnimi podjetji in povprečjem panoge. Poleg primerjave podatkov je pomembno njihovo ustrežno pojasnjevanje, ker tako oblikujemo informacijo, ki lahko uporabniku kaj pomeni (vidi priložnost ali nevarnost v poslovanju podjetja).

Bergant (2011) je med koristne lastnosti štel naslednje:

- kazalniki omogočajo analizo pomembnih razmerij znotraj računovodskih izkazov v danem trenutku in spremljanje gibanj teh razmerij v času;
- na kratek in pregleden način prikažejo izide podrobnih in zahtevnih izračunov;
- pomagajo oblikovati sodbo o sicer zapletenih položajih;
- zgoščeno predstavijo poslovanje podjetja in omogočijo razločevanje med različnimi podjetji;
- omogočajo številne statistične obdelave in modele;
- omogočajo primerjanje različnih vrst podatkov med seboj.

4.5.1 Problematika uporabe finančnih kazalnikov pri poslovnih analizah

Analizo podjetja s finančnimi kazalniki lahko otežuje slaba kvaliteta računovodskih informacij in slaba razpoložljivost podatkov. Slednji problem je bolj prisoten pri podjetjih, ki niso uvrščena na borzo. Dokazano je tudi, da velikost podjetja vpliva na kazalnike uspešnosti podjetja. Rees (1994, str. 129) je mnenja, da imajo manjša podjetja, ki navadno niso uvrščena na borzo, boljše primerljive podatke kot velika podjetja, ki so običajno uvrščena na borzo.

Za finančne kazalnike je značilno, da imajo asimetrično porazdelitev v levo. Da se bolj približamo normalni porazdelitvi, je potrebna transformacija originalnih podatkov. Predvsem so problematične negativne številke, ker je nemogoče razlikovati med izgubo enega podjetja in dobičkom drugega podjetja v enaki višini, če moramo originalne podatke kvadrirati (Rees, 1994, str. 128; Duhovnik, 2002, str. 177).

Problem se pojavi tudi, če kazalnike obravnavamo posamezno in ne upoštevamo povezav z drugimi podatki, ker je vrednost proučevanega kazalnika lahko zavajajoča (Mramor, 1997, str. 398). Težavo odpravimo tako, da kazalnike povežemo v sistem medsebojno povezanih kazalnikov in jih obravnavamo kot celoto (Duhovnik, 2002, str. 175).

Izračunani kazalniki nam največ povedo, ko jih primerjamo s kazalniki istega podjetja v različnih časovnih obdobjih, ko jih primerjamo s kazalniki drugih podjetij ali ko jih primerjamo s panožnim povprečjem. Problem primerjave kazalnikov našega podjetja s panožnim povprečjem je, da povprečje dejavnosti ni nujno dober zelen cilj. Kot cilje za primerjavo lahko postavimo kazalnike najbolj uspešnih podjetij v panogi (Duhovnik, 2002, str. 177). Primerjava s panožnim povprečjem je vprašljiva tudi glede tega, katera podjetja tvorijo panogo. V praksi je včasih težko določiti dejavnost določenega podjetja.

Najslabša lastnost kazalnikov je, da vsi temeljijo na preteklih podatkih, ki so lahko včasih zelo zavajajoči pri napovedovanju prihodnjega delovanja podjetja.

4.5.2 Problematika analiziranja kazalnikov s statističnimi modeli

Problemi vezani na analiziranje kazalnikov s statističnimi modeli se nanašajo predvsem na obliko porazdelitve in na odnos med spremenljivkami. Ko govorimo o porazdelitvi finančnih kazalnikov kot o neodvisnih spremenljivkah, lahko rečemo, da predpostavka o normalni porazdelitvi neodvisnih spremenljivk ni realna. Kazalniki izračunani na podlagi uporabljenih računovodskih informacij so "omejeni". Spodnja meja kazalnika je blizu povprečja, zgornjo mejo kazalnika pa je težje določiti. Zato pri takšnih kazalnikih lahko pričakujemo poševno oziroma nenormalno porazdelitev (Rees, 1994, str. 151). Ko zmanjšamo imenovalca za eno enoto in ta povzroči večjo absolutno spremembo kazalnika kot povečanje imenovalca za eno enoto, pravimo, da so kazalniki asimetrično porazdeljeni v desno (Frecka & Hopwood, 1983, str. 117). V primeru, da je imenovalca kazalnika negativen, govorimo o levo asimetrični porazdelitvi. S transformacijo podatkov, najpogosteje z logaritmiranjem ali kvadriranjem, se lahko približamo normalni porazdelitvi. Pogoji za transformiranje podatkov je, da podatki ne vsebujejo negativnih vrednosti (Rees, 1994, str. 128, 151–155).

Poleg transformacije originalnih podatkov z namenom približevanja normalni porazdelitvi, lahko to dosežemo z izločitvijo ekstremnih vrednosti. Še posebej pomembno je črtanje ekstremov, ko imamo opravka s porazdelitvenimi oblikami znotraj panoge. Kot tretja možnost pri statistični analizi finančnih kazalnikov nam ostane uporaba originalnih podatkov, kljub nenormalni obliki porazdelitve kazalnikov, vendar pa moramo paziti, da uporabimo ustrezen statistični model (Rees, 1994, str. 155).

Zgoraj omenjene rešitve imajo tudi negativne lastnosti. Transformacija namreč zahteva, da so v vzorcu pozitivne vrednosti kazalnikov, kar je glede na našo analizo nemogoče. V vzorcu je veliko negativnih vrednosti, kar pomeni, da vsaka izločitev bodisi kazalnika bodisi podjetja močno zmanjša število enot v vzorcu. Ravno tako izločanje ekstremnih vrednosti zmanjšuje velikost vzorca, kar je neugodno, ko imamo že tako majhno število podjetij v vzorcu za analizo.

Multikolinearnost je stanje, kjer so neodvisne spremenljivke močno kolerirane med seboj oziroma ko je ena spremenljivka linearna kombinacija preostalih spremenljivk. V modelu je to vidno, ko imamo visoko standardno napako, nizek t-test, nepričakovane hitre spremembe v regresijskem koeficientu ali celo ko regresijski koeficient ni statistično značilen kljub visoki ustreznosti modela (R^2). Gujarati (2003, str. 369) in Ryan (1997, str. 137) trdita, da je multikolinearnost lahko problem, če regresijo uporabljamo za opisovanje podatkov, vendar za potrebe napovedovanja multikolinearnost ne predstavlja večjega problema.

4.6 Osnovne opisne statistike finančnih kazalnikov

V tabeli 4 predstavim vsebinske razlage opisnih statistik finančnih kazalnikov, ki so razdeljeni v sedem skupin. Razlike so v povprečnih vrednostih finančnih kazalnikov v skupini zdravih podjetij, delno zdravih podjetij in podjetij v stečaju preizkušene s testom enakosti več aritmetičnih sredin (angl. *Analysis of variance* - ANOVA), in sicer za povprečje let 2007–2010. Test je pokazal, da se povprečne vrednosti med različnimi tipi podjetja pri določenih kazalnikih statistično značilno razlikujejo. Kljub temu, da test enakosti več aritmetičnih sredin ni značilen za vse kazalnike, sem se odločila predstaviti gibanje vsakega posameznega kazalnika in jih primerjati med tremi skupinami oziroma tipi podjetij.

Tabela 4: Povprečna vrednost, standardni odklon, koeficient variacije vseh finančnih kazalnikov po tipu podjetja v obdobju 2007–2010¹⁵

Oznaka fin. kaz.	Finančni kazalnik	TIPP	Povprečna vrednost	Standardni odklon	Koeficient variacije
KS2.1	Delež kapitala v financiranju	1	2,430	38,539	15,862
		2	33,586	19,618	0,584
		3	36,679	21,653	0,590
KS2.2	Delež dolgov v financiranju	1	91,624	38,144	0,416
		2	60,740	19,718	0,325
		3	55,789	21,702	0,389
KS2.3	Kapitalska pokritost dolgoročnih sredstev	1	173,733	1081,580	6,226
		2	105,443	161,597	1,533
		3	144,242	123,810	0,858
KS2.4	Finančni vzvod (celotne obveznosti do kapitala)	1	760,583	9103,206	11,969
		2	230,239	280,395	1,218
		3	265,524	362,546	1,365
KS3.1	Kratkoročni koeficient likvidnosti	1	1,012	0,370	0,366
		2	2,564	7,222	2,817
		3	1,565	0,701	0,448
KS3.2	Pospešeni koeficient likvidnosti	1	0,729	0,389	0,534
		2	2,294	7,120	3,104
		3	1,331	0,588	0,442
KS3.3	Servisiranje dolga	1	0,002	0,078	33,729
		2	0,065	0,087	1,340
		3	0,081	0,062	0,766
KS3.4	Kreditna izpostavljenost	1	0,344	0,160	0,465
		2	0,374	0,219	0,587

¹⁵ Prikaz kovariančne matrike je podan v Prilogi 1.

		3	0,312	0,124	0,397
KS4.1	Koeficient obračanja osnovnih sredstev	1	2742,293	15863,557	5,785
		2	6,404	4,299	0,671
		3	10,255	14,974	1,460
KS4.2	Koeficient obračanja sredstev	1	1,471	1,324	0,900
		2	1,254	0,512	0,408
		3	1,465	0,530	0,362
KS4.3	Obračanje obratnih sredstev	1	4,004	10,973	2,740
		2	2,174	1,027	0,472
		3	2,454	1,108	0,451
KS4.4	Obračanje zalog 1	1	50,323	214,462	4,262
		2	73,176	223,544	3,055
		3	174,681	403,074	2,307

se nadaljuje

nadaljevanje

Oznaka fin. kaz.	Finančni kazalnik	TIPP	Povprečna vrednost	Standardni odklon	Koeficient variacije
KS4.5	Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev	1	3,911	3,268	0,836
		2	3,363	1,739	0,517
		3	3,719	1,723	0,463
KS4.6	Koeficient obračanja sredstev na celotne prihodke	1	1,998	2,723	1,363
		2	1,292	0,522	0,404
		3	1,504	0,521	0,346
KS5.1	Dnevi vezave zalog 1	1	94,170	163,802	1,739
		2	48,121	73,973	1,537
		3	31,690	56,579	1,785
KS5.2	Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev	1	130,223	60,102	0,462
		2	123,835	43,656	0,353
		3	115,126	42,688	0,371
KS5.3	Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti	1	155,786	91,930	0,590
		2	132,863	55,908	0,421
		3	114,412	39,033	0,341
KS6.1	Celotna gospodarnost	1	0,959	0,125	0,131
		2	1,037	0,105	0,101
		3	1,051	0,073	0,069
KS6.2	Gospodarnost poslovanja	1	0,966	0,128	0,132
		2	1,050	0,313	0,298
		3	1,040	0,084	0,080
KS6.3	Čista dobičkovnost skupnih prihodkov	1	-7,345	22,055	-3,003
		2	2,035	5,849	2,874
		3	3,415	6,208	1,818

KS6.4	Proizvodnost sredstev	1	2,091	2,835	1,356
		2	1,294	0,507	0,392
		3	1,493	0,524	0,351
KS6.5	Čista donosnost sredstev	1	-4,693	18,053	-3,847
		2	2,333	5,530	2,370
		3	4,426	9,362	2,115
KS6.6	Čista donosnost kapitala	1	-102,418	471,379	-4,603
		2	3,595	46,946	13,060
		3	14,251	18,403	1,291
KS6.7	Dobičkovnost prihodkov iz poslovanja	1	-5,529	16,179	-2,926
		2	3,494	11,548	3,305
		3	3,124	8,956	2,867

se nadaljuje

nadaljevanje

Oznaka fin. kaz.	Finančni kazalnik	TIPP	Povprečna vrednost	Standardni odklon	Koeficient variacije
KS6.8	Celotna dobičkovnost prihodkov iz poslovanja	1	-6,279	19,685	-3,135
		2	2,970	6,105	2,056
		3	4,621	7,176	1,553
KS6.9	Neto prodajna marža	1	-6,797	20,189	-2,970
		2	2,145	5,064	2,361
		3	3,601	6,421	1,783
KS6.10	Dodana vrednost na zaposlenega	1	22135,941	23221,252	1,049
		2	34325,199	33122,246	0,965
		3	33793,136	13106,455	0,388
KS6.11	Poslovna donosnost sredstev	1	-0,020	0,165	-8,317
		2	0,035	0,064	1,810
		3	0,056	0,100	1,785
KS7.1	Enostavni denarni tok	1	-705906,018	2744077,698	-3,887
		2	730607,656	1228406,405	1,681
		3	907533,161	964522,720	1,063
KS7.2	Čisti kratkoročni obratni kapital	1	8615421,750	11837014,483	1,374
		2	3357942,297	2918567,240	0,869
		3	3250333,054	2876011,959	0,885
KS1.1	Delež osnovnih sredstev v sredstvih	1	17,000	16,164	0,951
		2	26,160	15,614	0,597
		3	24,183	12,590	0,521
KS1.2	Delež obratnih sredstev v sredstvih	1	67,124	19,427	0,289
		2	54,005	19,815	0,367
		3	58,825	19,323	0,328

KS1.3	Delež finančnih naložb v sredstvih	1	10,062	9,750	0,969
		2	15,617	18,625	1,193
		3	14,399	15,450	1,073
K1	(Bruto dobiček - dobiček iz poslovanja)/prihodki	1	0,187	0,219	1,166
		2	0,241	0,085	0,353
		3	0,212	0,095	0,447
K3	(Prihodki iz poslovanja-čisti dobiček-(izr.prih.-izr.odh))/prihodki	1	1,041	0,173	0,167
		2	0,961	0,062	0,064
		3	0,954	0,046	0,048
K2	(Dobiček iz poslovanja-čisti dobiček-(izr.prih.-izr.odhodki))/celotni prihodki	1	0,033	0,049	1,454
		2	0,021	0,035	1,668
		3	0,015	0,025	1,590

se nadaljuje

nadaljevanje

Oznaka fin. kaz.	Finančni kazalnik	TIPP	Povprečna vrednost	Standardni odklon	Koeficient variacije
K4	(Dobiček iz poslovanja-(izr.prih.-izr.odh.))-čisti dobiček-(izr.prih.-izr.odh))/celotni prihodki	1	0,033	0,085	2,546
		2	0,013	0,032	2,388
		3	0,009	0,019	2,118

Kazalniki financiranja: v povprečju so zdrava podjetja in delno zdrava podjetja imela višji delež kapitala v financiranju kot podjetja v stečaju, kar pomeni, da so zdrava in delno zdrava podjetja več svojih obveznosti poravnala z lastnimi viri kot so to počela podjetja v stečaju. Le-ta so se bolj zadolževala in sredstva podjetja financirala s tujimi viri oziroma dolgovi, kar kaže tudi kazalnik delež dolgov v financiranju, ki je za podjetja v stečaju skozi leta naraščal in v letu 2010 dosegel najvišjo vrednost. Kapitalska pokritost dolgoročnih sredstev je bila za vsa podjetja v povprečju pozitivna in večja od 100, kar pomeni, da so podjetja svoja dolgoročna sredstva v celoti financirala z lastniškim kapitalom. Podobno kot kazalnik delež dolga v financiranju, je tudi finančni vzvod najvišji za podjetja v stečaju, ki je v primerjavi z zdravimi podjetji kar 3-krat večji.

Kazalniki plačilne sposobnosti: kratkoročni koeficient likvidnosti je za vsa proučevana podjetja v povprečju znašal več kot 1, kar pomeni, da so podjetja v omenjenih letih

kratkoročna sredstva v celoti financirala s kratkoročnimi in celo z dolgoročnimi obveznostmi do virov sredstev. Omenjeni kazalnik je precej izstopal za srednje zdrava podjetja (več kot 2), kar pomeni, da so bila ta podjetja sposobna na kratek rok poravnati vse svoje kratkoročne obveznosti. Pospešeni koeficient likvidnosti se v proučevanem primeru giblje podobno kot kratkoročni koeficient likvidnosti. Za podjetja v stečaju je bil v povprečju pod 1, kar pomeni slabšo plačilno sposobnost podjetja. Vrednost kazalnika servisiranja dolga je za vsa podjetja pozitivna, vendar manjša od 1, kar pomeni, da so podjetja poslovala z nižjo vrednostjo ustvarjenega denarnega toka v primerjavi z odhodki. Omenjeni kazalnik je za podjetja v stečaju skozi leta padal in je bil v letu 2010 negativen. To pomeni, da so podjetja v povprečju poslovala z negativnim denarnim tokom. Tako kot ostali kazalniki plačilne sposobnosti, tudi kazalnik servisiranja dolga prikazuje kratkoročno plačilno sposobnost podjetja, kjer višja vrednost kazalnika pomeni, da denarni tok v večji meri pokriva odhodke ter pove, da se je treba podjetju manj zadolževati za pokrivanje tekočih obveznosti. Kazalnik kreditne izpostavljenosti je bil skozi opazovanje obdobja za vsa podjetja v povprečju enak, to pa pomeni, da so imela vsa opazovana podjetja približno enako velik delež odprtih terjatev. Velik delež neporavnanih terjatev podjetja pomeni večjo kreditno izpostavljenost podjetja do svojih strank.

Kazalniki obračanja: koeficient obračanja sredstev je za vsa podjetja v povprečju večji od 1, kar pomeni, da so celotni prihodki večji od vrednosti celotnih sredstev. Sredstva se v tem primeru hitreje obračajo in podjetja imajo krajši poslovni obrat. Podoben ugoden rezultat daje kazalnik obračanja obratnih sredstev, ki kaže število obratov sredstev v letu dni. Koeficient obračanja obratnih sredstev je v povprečju večji za podjetja, ki so v stečaju. Razlog je, da so podjetja, ki so v stečaju, v svojih bilancah izkazovale velik padec kratkoročnih sredstev v letih 2009 in 2010, kar omenjeni kazalnik, glede na nespremenjen števec (odhodki iz poslovanja zmanjšani za amortizacijo), dodatno poveča. Lahko tudi trdimo, da bo v primeru visokega deleža stalnih sredstev koeficient nižji kot v primeru nižjega deleža stalnih sredstev (Igličar & Hočevar, 1997, str. 240). Obračanje zalog je bilo največje za zdrava podjetja, kar pomeni, da so zdrava podjetja dobro upravljala z zalogami. Skozi opazovana leta se je kazalnik obračanja zalog za vsa leta zmanjševal na račun kopičenja zalog in zniževanja poslovnih odhodkov. Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev je skozi leta v povprečju naraščal za zdrava podjetja, za podjetja v stečaju pa je omenjeni kazalnik padal. Lahko rečemo, da so zdrava podjetja uspešnejša pri izterjavi terjatev ter da imajo plačilno sposobne kupce.

Kazalniki dnevi vezave: pri vseh kazalnikih dnevi vezave zaloge, dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev ter dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti, lahko rečemo, da so v povprečju nižji v zdravih podjetjih v primerjavi s podjetji v stečaju. To pomeni, da so se zaloge najhitreje obračale v zdravih podjetjih. V povprečju so bile zaloge 3-krat dlje vezane v podjetjih, ki so bila v stečaju. Pri dnevih vezave kratkoročnih poslovnih terjatev lahko rečemo, da ni večjih odstopanj. Pri vseh podjetjih je v povprečju enak plačilni rok (nad 3 mesece). Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti povejo, da so podjetja v stečaju potrebovala več dni za poravnavo svojih obveznosti do dobaviteljev, kot so to potrebovala zdrava podjetja.

Kazalniki gospodarnosti, donosnosti in dohodkovnosti: kazalnika celotne gospodarnosti in gospodarnosti poslovanja sta v povprečju večja in nad 1 pri zdravih podjetjih in delno zdravih podjetjih. S tem ta podjetja ustvarjajo večji razkorak med doseženimi prihodki in prikazanimi odhodki. Pri podjetjih v stečaju pa sta kazalnika pod 1, kar kaže na manjšo poslovno uspešnost teh podjetij. Čista dobičkonosnost skupnih prihodkov je za zdrava in delno zdrava podjetja v povprečju pozitivna, kar kaže, da so omenjena podjetja dosegala čisti dobiček glede na doseženi skupni prihodek. Pri podjetjih v stečaju pa je bil omenjeni kazalnik negativen, kar kaže na ustvarjeno čisto izgubo v skupnih prihodkih. Čista donosnost sredstev je bila v povprečju največja pri zdravih in delno zdravih podjetjih. Pozitivna vrednost kazalnika kaže na uspešnost posloводства pri upravljanju s sredstvi, negativna vrednost, ki jo lahko zasledimo pri podjetjih v stečaju, pa kaže na to, da so podjetja poslovala z izgubo. Podobno se je gibal kazalnik čiste donosnosti kapitala, ki kaže na uspešnost upravljanja posloводства s premoženjem lastnikov pri zdravih in delno zdravih podjetjih ter ustvarjanje čiste izgube na vsak vložen kapital pri podjetjih v stečaju. Dobičkonosnost prihodkov iz poslovanja je bil, za razliko od celotne dobičkonosnosti prihodkov iz poslovanja, za podjetja v stečaju v povprečju negativen. S tem vidimo, da so podjetja v stečaju beležila izgubo iz poslovanja glede na ustvarjen prihodek iz poslovanja v vsakem opazovanem letu. Na vrednost kazalnika celotne dobičkonosnosti vplivajo obseg odhodkov iz poslovanja, razlika med prihodki in odhodki iz financiranja ter razlika med izrednimi prihodki in izrednimi odhodki. Neto prodajna marža je skozi opazovano obdobje za podjetja v stečaju v povprečju padala in dosegala negativno vrednost, kar je tudi razumljivo, saj so podjetja v stečaju beležila izgubo v svojih poslovnih izkazih. Pozitivno in v povprečju višjo neto prodajno maržo so imela zdrava in delno zdrava podjetja. Podobno kot čista donosnost sredstev, se je za vsa podjetja v povprečju gibal kazalnik celotna donosnost sredstev. Leto 2010 je bilo v povprečju manj uspešno tako za podjetja v stečaju kot za zdrava in delno zdrava podjetja, ker so podjetja v stečaju z negativnim kazalnikom izkazovala izgubo v poslovnem izidu, zdrava podjetja pa v povprečju izkazujejo dobiček v vrednosti nič.

Kazalniki denarnega toka: enostavni denarni tok, ki ga oblikujeta čisti poslovni izid obračunskega obdobja in amortizacija, je za zdrava in delno zdrava podjetja v povprečju pozitiven. Pri podjetjih v stečaju pa v povprečju pada in zaradi izgube postane negativen. Kazalnik čisti kratkoročni obratni kapital pa je v povprečju večji pri podjetjih v stečaju kot pri zdravih in delno zdravih podjetjih. Kazalnik namreč zajema, poleg denarnih sredstev, še zaloge in kratkoročne poslovne terjatve, zmanjšane za kratkoročne poslovne obveznosti. Podjetja v stečaju v svojih bilancah stanja beležijo večje zaloge kot pa jih imajo zdrava in delno zdrava podjetja. Od tod izhaja razlog za tako različno obnašanje dveh kazalnikov denarnega toka.

Kazalniki investiranja: delež osnovnih sredstev v sredstvih je v povprečju večji pri zdravih in delno zdravih podjetjih, kot je ta delež pri podjetjih v stečaju. V letih 2009 in 2010 pa je omenjeni kazalnik v povprečju narastel pri delno zdravih podjetjih in podjetjih v stečaju. Sredstva pri podjetjih v stečaju so namreč hitreje padala (imenovalec kazalnika), kot pa je padala vrednost opredmetenih sredstev (v števcu kazalnika). V našem primeru ne moremo

trditi, da višja vrednost kazalnika kaže na skrb podjetja za svojo obnovo in rast. Delež obratnih sredstev v sredstvih je v povprečju večji pri podjetjih v stečaju, kot je ta delež pri zdravih in delno zdravih podjetjih. Kot je bilo omenjeno pri skupini kazalnikov obračanja, so imela podjetja v stečaju večje zaloge in terjatve, zato lahko trdimo, da se delež obratnih sredstev pri podjetjih v stečaju veča na račun večanja zalog in terjatev, ne da bi se povečal obseg poslovanja teh podjetij. Po drugi strani pa je delež finančnih naložb v sredstvih pri podjetjih v stečaju skozi vsa opazovana leta v povprečju nižji. Za vsa naša opazovana podjetja lahko na splošno rečemo, da majhen del sredstev namenjajo vlaganju v druga podjetja, kakor tudi to, da dajejo posojila drugim izvajalcem del.

Dodatno prilagojeni kazalniki po Mramorju: vrednost kazalnika notranje stroškovne učinkovitosti (K1) je presenetljivo najnižja za podjetja v stečaju, in sicer pred nastopom krize v gradbeništvu. Leta 2009 in 2010 je ta kazalnik v povprečju višji za podjetja v stečaju, kar pa kaže na to, da je govora o notranje stroškovno neučinkovitih podjetjih. Kazalnik popravljene čiste dobičkonosnosti prodaje (K3), ki ga uvrščamo v družino kazalnikov dobičkonosnosti, je v našem primeru v povprečju najvišji za podjetja v stečaju. V tem primeru bi rekli, da so podjetja v stečaju bolj donosna kot zdrava podjetja, kar je v nasprotju s prejšnjimi ugotovitvami. Kazalnika K2 in K4 spadata v skupino kazalnikov, ki merijo zadolženost in solventnost podjetij. V našem primeru imajo v povprečju najnižjo vrednost zdrava in delno zdrava podjetja ter najvišjo vrednost podjetja v stečaju, kar je tudi pričakovano, saj se zdrava podjetja v povprečju manj financirajo z zadolževanjem in s tem manj izkoriščajo davčni ščit.

4.7 Način izbora finančnih kazalnikov za nadaljnjo analizo

Ker je več neodvisnih spremenljivk, ki jih lahko vključim v model, je potrebno razviti strategijo in primerno metodo za obvladovanje kompleksnih situacij. Cilj vsake metode je izbrati tiste spremenljivke, ki dajejo najboljše rezultate znotraj nekega znanstvenega konteksta. Za dosego tega cilja moramo:

- imeti osnovni načrt za izbor spremenljivk v model in
- izbrati metodo, s katero bomo ocenili ustreznost modela.

Razlog, zakaj se neko spremenljivko vključi v model, se spreminja glede na problem, s katerim se raziskovalec srečuje. Tradicionalni pristop statističnega oblikovanja modelov je znan po tem, da so z minimalnim številom spremenljivk skušali razložiti dane podatke. To pa zato, ker je tak model numerično stabilen in ga je lažje posplošiti. Več je spremenljivk vključenih v model, večja je ocenjena standardna napaka in bolj je model odvisen od opazovanih podatkov. Obstaja možnost, da se posamezna spremenljivka ne pokaže kot močno zavajajoča, a ko jo vključimo v model in jo uporabimo skupaj z ostalimi spremenljivkami, lahko dobimo precej zavajajoče podatke. Takšen model poda nestabilne ocene, ki so vidne v velikih ocenjenih koeficientih in/ali ocenjenih standardnih napakah. To je še posebej problematično, ko je število spremenljivk v modelu večje od števila opazovanih subjektov. Takšen model je »overfit«.

Koraki pri izboru spremenljivk (Hosmer & Lemeshow, 2000, str. 92)

- Izbor naj bi se začel s proučevanjem vsake neodvisne spremenljivke posebej. Pomagamo si lahko LR testom ali Pearson hi-kvadrat test, ki je ekvivalent prejšnjemu. V primeru, da imamo zvezno spremenljivko (angl. *continuous variables*), uporabimo Waldov test za izračun ocenjenih koeficientov in standardnih napak.
- Kriteriji, po katerih se vključi spremenljivko v model, so različni. Hosmer in Lemeshow (2000) priporočata, da je vsaka spremenljivka, katere stopnja značilnosti je p -vrednost $< 0,25$, kandidat za multivariatno modeliranje. Mickey in Greenland (1977) sta na primeru logistične regresije pokazala, da uporaba tradicionalne stopnje značilnosti, kot je 0,05, ne identificira pomembnih spremenljivk. Na drugi strani menijo nasprotniki vključevanja v analizo vseh statistično značilnih spremenljivk, da je vključevanje spremenljivk v model odvisno od velikosti vzorca in od tega kako je ta razdeljen med skupinami odvisne spremenljivke glede na skupno število spremenljivk, ki so kandidati za vstop v model. Če podatki niso primerni za analizo, lahko tak pristop privede do numerično neustreznega multivariatnega modela. V tem primeru Waldov test ne bi bil primeren za izbor spremenljivk.
- Drug pristop izbora neodvisnih spremenljivk je uporaba metoda postopne izbire (angl. *stepwise selection*). Glede na to, da ta metoda ne pride v poštev za polinomialno logistično regresijo, je ne predstavim podrobno.
- Vsako spremenljivko, vključeno v model, je potrebno ustrezno pregledati. To storimo z Wald testom in LR testom.

Paziti je treba, da izbrane spremenljivke dobro ločujejo skupine med seboj. Model, v katerega je vključeno preveč spremenljivk, je lahko nepregleden, po drugi strani pa je model, ki ima premalo spremenljivk, lahko nenatančen.

Sledi preverjanje ustreznosti modela.

5 UPORABA POLINOMINALNE LOGISTIČNE REGRESIJE ZA NAPOVEDOVANJE STEČAJEV PODJETJA

Za polinomialno logistično regresijo lahko rečemo, da je hkratno izračunavanje binarnih logističnih regresij za vse kombinacije stanj ali alternativ. V mojem primeru imam tip podjetja kot odvisno spremenljivko, ki lahko zavzame eno od treh stanj (1 – stečaj (S), 2 – delno zdravo (DZ), 3 – zdravo (Z)). Za lažjo ponazoritev primera vzamem eno neodvisno spremenljivko, in sicer delež kapitala v financiranju (KS21). Vpliv neodvisne spremenljivke (KS21) na tip podjetja lahko ocenimo s tremi binarnimi logističnimi enačbami (16, 17, 18):

$$\ln \left\{ \frac{Pr(Z|x)}{Pr(S|x)} \right\} = \beta_{0,Z|S} + \beta_{1,Z|S} KS21 \quad (16)$$

$$\ln \left\{ \frac{Pr(DZ|x)}{Pr(S|x)} \right\} = \beta_{0,DZ|S} + \beta_{1,DZ|S} KS21 \quad (17)$$

$$\ln \left\{ \frac{Pr(Z|x)}{Pr(DZ|x)} \right\} = \beta_{0,Z|DZ} + \beta_{1,Z|DZ} KS21 \quad (18)$$

β_s pove, katera stanja smo primerjali med seboj (na primer $\beta_{1,Z|S}$ je koeficient za prvo neodvisno spremenljivko za primerjavo med zdravimi podjetji in podjetji v stečaju).

Ker velja pravilo $\ln a/b = \ln a - \ln b$, lahko zapišemo enačbo 19:

$$\ln \left\{ \frac{Pr(Z|x)}{Pr(S|x)} \right\} - \ln \left\{ \frac{Pr(DZ|x)}{Pr(S|x)} \right\} = \ln \left\{ \frac{Pr(Z|x)}{Pr(DZ|x)} \right\} \quad (19)$$

kar pomeni, da:

$$\beta_{0,Z|S} - \beta_{0,DZ|S} = \beta_{0,Z|DZ} \quad (20)$$

$$\beta_{1,Z|S} - \beta_{1,DZ|S} = \beta_{1,Z|DZ} \quad (21)$$

Zaključimo lahko, da moramo v primeru, ko imamo J alternativ oziroma stanj, ki jih imamo v odvisni spremenljivki, izračunati J-1 binarnih logaritamskih regresij. Problem ustreznosti polinomialne logistične regresije z ocenjevanjem večjih nizov binarnih logističnih regresij je ta, da slednja bazira na drugem vzorcu. Na primer, ko primerjamo zdrava podjetja in podjetja v stečaju, so delno zdrava podjetja izločena. Prednost polinomialne logistične regresije je, da v enem koraku primerja vse tri binarne logistične regresije. Rezultat je razdeljen na dva vzorca (če imamo tri možne izide), ki se ga interpretira v odvisnosti od referenčne skupine (angl. *base outcome*, *base category*).

5.1 Testi polinomialne logistične regresije

S pomočjo testov dobim odgovor na prvo zastavljeno vprašanje magistrske naloge: ali lahko s pomočjo polinomialne logistične regresije na podlagi finančnih kazalnikov razlikujem med različnimi stanji podjetja oziroma skupinami podjetij, torej med podjetji v stečaju, delno zdravimi podjetji in zdravimi podjetji?

S testi, ki se najbolj uporabljajo (Freese & Long, 2000, str. 1), lahko:

- testiramo, da so vsi koeficienti neodvisnih spremenljivk enaki nič in da neodvisna spremenljivka nima vpliva na odvisno spremenljivko;
- testiramo, ali neodvisna spremenljivka lahko ločuje med dvema izidoma. Ta test pokaže dva izida (dve stanji, dve alternativni) ali kombinacijo njih;
- ocenimo predpostavko o neodvisnosti nepomembnih alternativ (angl. *independence of irrelevant alternatives (IIA)*), z uporabo Hausman-testa ali LR testa.

5.1.1 Testiranje vpliva neodvisnih spremenljivk

Ko ima odvisna spremenljivka J stanj oziroma kategorij, nam polinomialna logistična regresija izračuna $J-1$ regresijskih koeficientov, povezanih z vsako neodvisno spremenljivko x_k . Ko želimo testirati vpliv dveh ali več neodvisnih spremenljivk na odvisno spremenljivko, postavimo hipotezo (22), da x_k in x_l ne vplivata na odvisno spremenljivko:

$$H_0: \beta_{k,l|b} = \dots = \beta_{k,J|b} = \beta_{l,l|b} = \dots = \beta_{l,J|b} = 0 \quad (22)$$

Kjer je b referenčna skupina, je za referenčno skupino $\beta_{k,b|b} = 0$. Hipotezo v tem primeru testiramo z Wald-testom ali LR testom.

Rezultati Wald-testa v tabeli 5 nam pokažejo, da lahko zavrnilno ničelno hipotezo za neodvisne spremenljivke in rečemo, da imajo finančni kazalniki vpliv na odvisno spremenljivko.

Tabela 5: Prikaz rezultatov Wald-testa in zavrnitev H_0 , da so vsi koeficienti = 0

Kazalniki	chi2	df	P>chi2
Delež kapitala v financiranju (KS21)	6,782	2	0,034
Delež dolgov v financiranju (KS22)	12,220	2	0,002

se nadaljuje

nadaljevanje

Kazalniki	chi2	df	P>chi2
Obračanje zalog 1 (KS44)	8,313	2	0,016
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti (KS53)	8,898	2	0,012
Čista donosnost sredstev (KS65)	8,029	2	0,018
Delež obratnih sredstev v sredstvih (KS12)	8,222	2	0,016

Hipotezo, da so vsi koeficienti povezani z deležem kapitala v financiranju enako nič, lahko zavrnilno pri 0,05 stopnji značilnosti ($X^2=6,782$, $df=2$, $p<0,01$). Na enak način lahko razlagamo ostale neodvisne spremenljivke v tabeli 5.

V nadaljevanju si bomo ogledali interakcijo med neodvisnimi spremenljivkami in njihovo zmožnostjo ločevanja med stanji. Ugotoviti moramo finančne kazalnike, ki ločujejo tri skupine podjetij med seboj. S tem dobim odgovor na drugi del prvega vprašanja magistrske naloge – ali lahko s pomočjo polinomialne logistične regresije na podlagi finančnih kazalnikov razlikujemo med različnimi stanji podjetja oziroma skupinami podjetij, torej med podjetji v stečaju, delno zdravimi podjetji in zdravimi podjetji?

Modeliranje se prične najprej z vsemi finančnimi kazalniki, nato s pomočjo Waldovega testa izločimo spremenljivke, ki so statistično neznačilne pri stopnji značilnosti večji od 0,10

Waldovega testa ter vključim nazaj v modeliranje tiste finančne kazalnike, ki so statistično značilni pri stopnji 0,05.

Tabela 6 prikazuje izbrane finančne kazalnike, da so referenčna skupina podjetja v stečaju. V tem primeru imamo pet statistično značilnih finančnih kazalnikov, ki razlikujejo obe skupini podjetij (zdrava in delno zdrava podjetja) od podjetij v stečaju. To so delež dolgov v financiranju, obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev, dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti, celotna gospodarnost ter čista donosnost sredstev.

Poleg navedenih finančnih kazalnikov je delež kapitala v financiranju, ki ločuje delno zdrava podjetja od podjetij v stečaju. Koeficient obračanja sredstev, obračanje zalog 1, delež obratnih sredstev v sredstvih ter delež finančnih naložb v sredstvih so finančni kazalniki, ki ločujejo zdrava podjetja od podjetij v stečaju.¹⁶

Tabela 6: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino delno zdravih podjetij in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina podjetja v stečaju

Kazalniki	Stanje 2 (Delno zdravo/Stečaj)	Stanje 3 (Zdravo/Stečaj)
Delež kapitala v financiranju (KS21)	0,334*	0,250
	(0,152)	(0,156)
Delež dolgov v financiranju (KS22)	-0,249*	-0,380**
	(0,111)	(0,117)
Koeficient obračanja sredstev (KS42)	29,061	58,100*
	(29,962)	(28,477)
Obračanje zalog 1 (KS44)	0,003	0,006*
	(0,003)	(0,002)
Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev (KS45)	5,053*	5,116*
	(2,487)	(2,509)
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti (KS53)	0,101**	0,101**
	(0,034)	(0,035)
Celotna gospodarnost (KS61)	253,749*	292,466*
	(122,848)	(129,565)
Čista donosnost sredstev (KS65)	-2,806**	-3,069**
	(1,035)	(1,098)
Delež obratnih sredstev v	0,109	0,269*

¹⁶ Izpis rezultatov polinomialne logistične regresije iz statističnega paketa, ko so referenčna skupina podjetja v stečaju, je podan v Prilogi 2.

sredstvih (KS12)	(0,098)	(0,108)
Delež finančnih naložb v sredstvih (KS13)	0,157	0,230*
	(0,109)	(0,116)

*p<0,05, **p<0,01, standardne napake v oklepajih

V tabeli 7 imamo primer, ko so referenčna skupina delno zdrava podjetja. V tem primeru je kazalnik delež dolgov v financiranju tisti, ki ločuje obe skupini podjetij, tako zdravih podjetij kot podjetij v stečaju, od skupine delno zdravih podjetij. Pomembni se zdijo kazalniki, ki ločujejo podjetja v stečaju od delno zdravih podjetij, na katere bi moral biti bolj pozoren upravljavec tveganj v delno zdravih podjetjih. Predvsem izstopata kazalnika dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev in čista donosnost sredstev. Ostali kazalniki so: delež kapitala v financiranju, obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev in celotna gospodarnost. Delež obratnih sredstev v sredstvih je kazalnik, ki razlikuje zdrava podjetja od delno zdravih.¹⁷

Tabela 7: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina delno zdrava podjetja

Kazalniki	Stanje 1 (Stečaj/Delno zdravo)	Stanje 3 (Zdravo/Delno zdravo)
Delež kapitala v financiranju (KS21)	-0,333*	-0,0835
	(0,152)	(0,051)
Delež dolgov v financiranju (KS22)	0,249*	-0,131*
	(0,111)	(0,056)
Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev (KS45)	-5,053*	0,062
	(2,487)	(0,473)
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti (KS53)	-0,101**	0,062
	(0,034)	(0,015)
Celotna gospodarnost (KS61)	-253,749*	38,716
	(122,848)	(63,676)
Čista donosnost sredstev (KS65)	2,806**	-0,262
	(1,035)	(0,49)
Delež obratnih sredstev v sredstvih (KS12)	-0,109	0,159*
	(0,098)	(0,066)

*p<0,05, **p<0,01, standardne napake v oklepajih

V primeru, da imamo za referenčno skupino zdrava podjetja (Tabela 8), sta kazalnika delež dolgov v financiranju in delež obratnih sredstev tista, ki razlikujeta skupino podjetij v stečaju in skupino delno zdravih podjetij od skupine zdravih podjetij. Ostali finančni kazalniki, ki so

¹⁷ Izpis rezultatov polinomialne logistične regresije iz statističnega paketa, ko so referenčna skupina delno zdrava podjetja, je podan v Prilogi 3.

bili statistično značilni za skupino zdravih podjetij v primerjavi s podjetji v stečaju (Tabela 6, stanje 3), so statistično značilni za skupino podjetij v stečaju v primerjavi s skupino zdravih podjetij (Tabela 8, stanje 1) z obratno sorazmernimi regresijskimi koeficienti. Enake statistično značilne finančne kazalnike smo dobili s primerjavo delno zdravih podjetij z zdravimi podjetji, (Tabela 8, stanje 2) kot smo dobili v primerjavi zdravih podjetij z delno zdravimi (Tabela 7, stanje 2). Tudi tukaj dobimo obratno sorazmerne regresijske koeficiente.¹⁸

Tabela 8: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino delno zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina zdrava podjetja

Kazalniki	Stanje 1 (Stečaj/Zdravo)	Stanje 2 (Delno zdravo/Zdravo)
Delež dolgov v financiranju (KS22)	0,380**	0,131*
	(0,117)	(0,056)
Koeficient obračanja sredstev (KS42)	-58,100*	-29,039
	(28,477)	(17,901)
Obračanje zalog 1 (KS44)	-0,006*	-0,003
	(0,003)	(0,001)
Obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev (KS45)	-5,116*	-0,062
	(2,509)	(0,473)
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti (KS53)	-0,101**	0,116
	(0,035)	(0,014)
Celotna gospodarnost (KS61)	-292,466*	0,363
	(129,565)	(63,676)
Čista donosnost sredstev (KS65)	3,069**	0,263
	(1,098)	(0,491)
Delež obratnih sredstev v sredstvih (KS12)	-0,269*	-0,159*
	(0,108)	(0,066)
Delež finančnih naložb v sredstvih (KS13)	-0,230*	-0,074
	(0,116)	(0,055)

*p<0,05, **p<0,01, standardne napake v oklepajih

Wald-test nam pokaže, da imajo finančni kazalniki vpliv na odvisno spremenljivko, zato za nadaljnjo analizo uporabim sledeče finančne kazalnike:

¹⁸ Izpis rezultatov polinomialne logistične regresije iz statističnega paketa, ko so referenčna skupina zdrava podjetja, je podan v Prilogi 4

- delež kapitala v financiranju (KS2.1),
- delež dolgov v financiranju (KS2.2),
- obračanje zalog 1 (KS4.4),
- dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti (KS53),
- čista donosnost sredstev (KS65) in
- delež obratnih sredstev v sredstvih (KS12).

Glede na to, da je namen naloge napovedovanje stečajev zdravih in delno zdravih podjetij za eno leto vnaprej, je smiselno analizirati podatke za zdrava podjetja glede na podjetja v stečaju. Zato se odločim, da izberem za referenčno skupino podjetja v stečaju (stanje 1).

Logistične enačbe so lahko izražene z logaritmi indeksa verjetnosti ali z indeksom verjetnosti. Če so logistične enačbe izražene z logaritmi indeksa verjetnosti (23, 24), je njihov zapis sledeč:

$$\ln\left(\frac{Pr(tipp=delno\ zdravo)}{Pr(tipp=stečaj)}\right) = \quad (23)$$

$$=0.3337KS21-0.2493KS22+0.0034KS44+0.1012KS53-2.8064KS65+0.1097KS12$$

$$\ln\left(\frac{Pr(tipp= zdravo)}{Pr(tipp=stečaj)}\right) = \quad (24)$$

$$=0.25028KS21-0.3803KS22+0.0059KS44+0.1015KS53-3.0694KS65+0.2690KS12$$

Če pa so logistične enačbe izražene z indeksom verjetnosti (25, 26), je njihov zapis naslednji:

$$e^{0.3337KS21-0.2493KS22+0.0034KS44+0.1012KS53-2.8064KS65+0.1097KS12} \quad (25)$$

oziroma

$$e^{0.25028KS21-0.3803KS22+0.0059KS44+0.1015KS53-3.0694KS65+0.2690KS12} \quad (26)$$

Pri polinomialni logistični regresiji ni smiselno interpretirati velikosti posameznega koeficienta, zato si v te namene pomagam z relativno stopnjo tveganja (angl. *relative risk ratio*) oziroma obeti (angl. *odds*). Standardna interpretacija relativne stopnje tveganja je, da nam ta pove stopnjo tveganja stanja m v primerjavi z referenčno skupino, ki se spremeni za določeni faktor, v primeru, da se neodvisna spremenljivka poveča za eno enoto ob predpostavki, da so vrednosti ostalih pojasnjevalnih spremenljivk nespremenjene.

Vpliv pojasnjevalnih spremenljivk na variabilnost odvisne spremenljivke razložimo s spremembo verjetnosti, ki je izražena z relativnim tveganjem ali obeti, da se podjetje nahaja v stanju 2 ali v stanju 3 v primerjavi, da se nahaja v stanju 1, če se vrednost pojasnjevalne

spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednosti ostalih pojasnjevalnih spremenljivk ostanejo nespremenjene (ceteris paribus).

S pomočjo tabele 9 pojasnim vpliv spremembe finančnih kazalnikov na odvisno spremenljivko za vsako skupino podjetij posebej.

Tabela 9: Prikaz relativnih stopenj tveganj in obetov za skupino delno zdravih podjetij in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina podjetja v stečaju

Kazalniki	Stanje 2 vs stanje 1 (Delno zdravo/Stečaj)	Stanje 3 vs stanje 1 (Zdravo/Stečaj)
Delež kapitala v financiranju (KS21)	1,396175	1,284389
	(0,7162)	(0,7785)
Delež dolgov v financiranju (KS22)	0,7793217	0,6836315
	(1,2831)	-14,627
Obračanje zalog 1 (KS44)	1,003416	1,005971
	(0,9968)	(0,99406)
Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti (KS53)	1,106906	1,106503
	(0,9034)	(0,9037)
Čista donosnost sredstev (KS65)	0,0604195	0,0464476
	(-16,5510)	(-21,5296)
Delež obratnih sredstev v sredstvih (KS12)	1,115938	1,308697
	(0,8961)	(0,7641)

Delež kapitala v financiranju: če se delež kapitala v financiranju poveča za eno odstotno točko, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju delno zdravega podjetja kot v stanju podjetja v stečaju, poveča za faktor 1,39 ceteris paribus. Torej, če se delež kapitala v financiranju poveča za eno odstotno točko, je relativno tveganje, da je podjetje delno zdravo, 1,39-krat večje ob predpostavki, da so vrednosti ostalih spremenljivk nespremenjene. Enako lahko interpretiramo rezultat za stanje 3 v primerjavi s stanjem 1. Če se delež kapitala v financiranju poveča za eno odstotno točko, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju zdravega podjetja kot v stanju podjetja v stečaju (stanje 1), poveča za faktor 1,284 ceteris paribus. Smer vplivanja pojasnjevalne spremenljivke KS21 na odvisno spremenljivko

je v skladu s pričakovanji, saj bolj kot se podjetje financira s kapitalom, bolj je samozadostno in manj verjetno je, da bo šlo v stečaj.

Delež dolgov v financiranju: če se delež dolgov v financiranju poveča za eno odstotno točko, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju delno zdravega podjetja kot v stečaju, zmanjša za faktor 0,779 ceteris paribus. Torej, če se delež dolgov v financiranju poveča za eno odstotno točko, je relativno tveganje, da je podjetje v stečaju 1,28-krat večje ob predpostavki, da so vrednosti ostalih spremenljivk nespremenjene. Enako lahko interpretiramo rezultat za stanje 3 v primerjavi s stanjem 1. Če se delež dolgov v financiranju poveča za eno odstotno točko, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju zdravega podjetja kot v stanju podjetja v stečaju (stanje 1), zmanjša za faktor 0,683 ceteris paribus. Smer vplivanja pojasnjevalne spremenljivke KS22 na odvisno spremenljivko je v skladu s pričakovanji, saj manj kot se podjetje financira z zadolževanjem, bolj je samozadostno in manj verjetno je, da bo šlo v stečaj.

Obračanje zalog: če se obračanje zalog poveča za eno odstotno točko, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju delno zdravega podjetja kot v stečaju, poveča za faktor 1,003 ceteris paribus. Torej, če se obračanje zalog poveča za eno odstotno točko, je relativno tveganje, da je podjetje delno zdravo 1,003-krat večje ob predpostavki, da so vrednosti ostalih spremenljivk nespremenjene. Enako lahko interpretiramo rezultat za stanje 3 v primerjavi s stanjem 1. Če se obračanje zalog poveča za eno odstotno točko, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju zdravega podjetja kot v stanju podjetja v stečaju (stanje 1), poveča za faktor 1,003 ceteris paribus. Smer vplivanja pojasnjevalne spremenljivke KS44 na odvisno spremenljivko je v skladu s pričakovanji, saj hitro obračanje zalog kaže, da podjetje nima presežnih zalog, kar je za gradbeni sektor tudi značilno. Ker gre pri gradnjah za dolgotrajne projekte, podjetja ne ustvarjajo velikih zalog, temveč sproti nabavljajo potreben material.

Dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti: če se dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti (en dan) poveča za eno enoto, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju delno zdravega podjetja kot v stečaju, poveča za faktor 1,107 ceteris paribus. Torej, če se dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti povečajo za en dan, je relativno tveganje, da je podjetje delno zdravo 1,107-krat večje ob predpostavki, da so vrednosti ostalih spremenljivk nespremenjene. Enako lahko interpretiramo rezultat za stanje 3 v primerjavi s stanjem 1. Če se dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti povečajo za en dan, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju zdravega podjetja kot v stečaju (stanje 1), poveča za faktor 1,106 ceteris paribus. Smer vplivanja pojasnjevalne spremenljivke KS53 na odvisno spremenljivko ni v skladu s pričakovanji, saj večje število dni vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti povečuje tveganje neplačila in posledično povečuje tveganje, da gre podjetje v stečaj. Po drugi strani pa visoka vrednost tega kazalnika pomeni večjo pogajalsko moč, ki jo ima podjetje pri poslovanju s svojimi poslovnimi partnerji.

Čista donosnost sredstev: če se čista donosnost sredstev poveča za eno odstotno točko, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju delno zdravega podjetja kot v stečaju,

zmanjša za faktor 0,0604 ceteris paribus. Torej, če se čista donosnost sredstev poveča za eno odstotno točko, je relativno tveganje, da je podjetje v stečaju 16,55-krat večje, ob predpostavki, da so vrednosti ostalih spremenljivk nespremenjene. Enako lahko interpretiramo rezultat za stanje 3 v primerjavi s stanjem 1. Če se čista donosnost sredstev poveča za eno odstotno točko, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju zdravega podjetja kot v stečaju (stanje 1), zmanjša za faktor 0,046 ceteris paribus. Smer vplivanja pojasnjevalne spremenljivke KS65 na odvisno spremenljivko ni v skladu s pričakovanji, saj bi pričakovali, da se podjetja z višjim dobičkom v sredstvih nahajajo v skupini delno zdravih in zdravih podjetij. Vendar se vrednost omenjenega kazalnika lahko povečuje, če se zmanjšujejo sredstva, ustvarjeni čisti dobiček pa ostane nespremenjen. To je takrat, ko podjetje proda del sredstev, da bi bolje izrabljalo obstoječa sredstva. Tako se kazalnik dobičkonosnosti v letu ali letih, ko so prodali sredstva, celo poveča, kar pa ni odraz povečane uspešnosti delovanja podjetja. Logična razlaga našega primera bi bila, da so podjetja v obravnavanem obdobju zaradi nastopa finančne krize in posledično manjšega obsega dela morala odprodajati osnovna sredstva. Rezultat tega je, da model kaže, da imajo podjetja v stečaju večjo vrednost kazalnika kod delno zdrava in zdrava podjetja.

Delež obratnih sredstev v sredstvih: če se delež obratnih sredstev v sredstvih poveča za eno enoto, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju delno zdravega podjetja kot v stečaju, poveča za faktor 1,116 ceteris paribus. Enako lahko interpretiramo rezultat za stanje 3 v primerjavi s stanjem 1. Če se delež obratnih sredstev poveča za eno enoto, se relativno tveganje, da se podjetje nahaja v stanju zdravega podjetja kot v stečaju (stanje 1), poveča za faktor 1,309 ceteris paribus. Smer vplivanja pojasnjevalne spremenljivke KS12 na odvisno spremenljivko ni v skladu s pričakovanji, saj naši podatki iz opisnih statistik kažejo na to, da je delež obratnih sredstev v sredstvih v povprečju večji pri podjetjih v stečaju kot pri zdravih in delno zdravih podjetjih. V našem primeru lahko rečemo, da gre višji delež obratnih sredstev na račun višjih zalog nedokončanih in dokončanih proizvodov, ki so v gradbenem sektorju višje vrednosti in jih zaradi nastopa recesije težje prodajo, kar še tako slabo podjetje privede v še večjo krizo. Drugi razlog za visok delež obratnih sredstev v sredstvih lahko iščemo v terjatvah do kupcev, ki so v primeru slabih podjetij ostale ne-poplačane.

5.1.2 Test kombiniranja alternativ

Drugi značilen test regresije je testiranje, ali neodvisne spremenljivke lahko ločujejo med dvema izidoma. Ta test nam pove, ali dva izida (dve stanji, dve alternativni) lahko kombiniramo med seboj. Če rečemo, da nobena neodvisna spremenljivka (x_k) statistično značilno ne vpliva na obete alternative m v primerjavi z alternativo n , potem velja, da sta alternativni m in n neločljivi glede na neodvisne spremenljivke, ki so v modelu (Anderson, 1984). Ničelno hipotezo (27), da sta alternativni m in n neločljivi, lahko zapišemo (Long & Freese, 2006, str. 239):

$$H_0: \beta_{1,m|n} = \dots = \beta_{K,m|n} = 0 \quad (27)$$

kjer so $\beta_{1,m|n} \dots \beta_{K,m|n}$ koeficienti neodvisnih spremenljivk x_1 do x_K izračuna z logistično regresijo za alternativami m in n .

V tabeli 10 vidimo, da lahko zavrnilno ničelno hipotezo in trdimo, da statistično značilne neodvisne spremenljivke skupaj lahko razlikujejo med dvema kategorijama (alternativama, skupinama). Obrazložitev tabele 10 je sledeča:

- Zavračamo ničelno hipotezo, da sta stanje 2 (delno zdrava podjetja) in stanje 3 (zdrava podjetja) neločljivi, ni ju možno kombinirati, pri stopnji značilnosti $p < 0,05$.
- Zavračamo ničelno hipotezo, da sta stanje 2 (delno zdrava podjetja) in stanje 1 (podjetja v stečaju) neločljivi, ni ju možno kombinirati, pri stopnji značilnosti $p < 0,01$.
- Zavračamo ničelno hipotezo, da sta stanje 3 (zdrava podjetja) in stanje 1 (podjetja v stečaju) neločljivi, ni ju možno kombinirati, pri stopnji značilnosti $p < 0,01$.

Tabela 10: Waldov test za kombiniranje alternativ ter $H_0: \beta_{1,m|n} = \beta_{K,m|n} = 0$

Testirane alternative	chi2	df	P>chi2
Stanje 2 - Stanje 3	12,576	6	0,050
Stanje 2 - Stanje 1	28,694	6	0,000
Stanje 3 - Stanje 1	35,196	6	0,000

5.1.3 Test IIA (Independance of irrelevant alternatives – neodvisnost irelevantnih alternativ)

Kot sem omenila v poglavju 5.1, je osnovna predpostavka polinomialne logistične regresije aksiom neodvisnosti irelevantnih alternativ (angl. *indepndence of irrelevant alternatives (IIA)*), ki pravi, da na razmerje verjetnosti izbire posamezne alternative ne vpliva prisotnost ali odsotnost drugih alternativ v izbranem nizu.

Za primer vzemimo posameznika, ki ima za prevoz na delo izbiro med osebnim avtomobilom in modrim avtobusom. Verjetnost izbire avtomobila in avtobusa sta enaki $P_a = P_{mb} = \frac{1}{2}$, kjer pomeni P_a verjetnost izbire avtomobila in P_{mb} verjetnosti izbire modrega avtobusa. V tem primeru je razmerje verjetnosti $P_a/P_{mb} = 1$. Predpostavimo, da dodamo še tretjo možnost prevoza, in sicer rdeči avtobus. Verjetnost, da bo posameznik izbral za prevoz na delo rdeči avtobus (P_{rb}) je enaka verjetnosti za modri avtobus, tako da je razmerje verjetnosti $P_{rb}/P_{mb} = 1$. V modelu predvidevamo, da ostane razmerje P_a/P_{mb} nespremenjeno, ne glede na to, ali obstaja tretja alternativa (rdeči avtobus). To pomeni, da je razmerje še vedno $P_a/P_{mb} = 1$. Edina kombinacija verjetnosti, ki izpolnjuje pogoja $P_a/P_{mb} = 1$ in $P_{rb}/P_{mb} = 1$, je $P_a = P_{mb} = P_{rb} = \frac{1}{3}$. To bi bile verjetnosti, ki bi jih ocenili s polinomialno logistično regresijo (Train, 2003, str. 50).

Pri testu IIA gre za primerjavo ocenjenih koeficientov na podlagi celotnega modela s primerjavo modela, pri katerem smo izključili vsaj eno možnost, alternativo, skupino. Če nam

test pokaže, da je statistično značilen, zavrnilo IIA predpostavko in trdimo, da je polinomialna logistična metoda neprimerna. Test IIA predpostavke opravi s pomočjo:

- Hausman-McFadden testa (HM) in
- Small-Hsiao testa (SH).

5.1.3.1 Hausman-McFadden test (HM)

HM test temelji na primerjavi med neomejenim modelom, kjer upoštevamo vse alternative, z omejenim modelom, kjer eno (ali več) alternativ izločimo.

Koraki HM testa so sledeči (Long & Freese, 2006, str. 244):

- ocenimo, kako se prilega celoten model (angl. *full model*) z vsemi J alternativami tako, da ocenimo koeficiente $\hat{\beta}_F$;
- eliminiramo eno ali več alternativ, dobimo omejen model (angl. *restricted model*) z ocenami koeficientov $\hat{\beta}_R$;
- določimo, da je $\hat{\beta}_F^*$ podskupina $\hat{\beta}_F$ po tem, ko smo eliminirali koeficiente, ki niso ustrezali omejenemu modelu.

$$\text{Tako dobimo test } H = (\hat{\beta}_R - \hat{\beta}_F^*)' \left\{ \widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_R) - \widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_F^*) \right\}^{-1} (\hat{\beta}_R - \hat{\beta}_F^*), \quad (28)$$

kjer ima H (28) asimptotično porazdelitev hi-kvadrat s stopnjo prostosti, ki je enaka številu vrstic omejenega modela $\hat{\beta}_R$, če predpostavka IIA drži.

5.1.3.2 Small-Hsiao test (SH)

Za oceno SH testa je potrebno vzorec naključno razdeliti na dva podvzorca približno enake velikosti. Pri obeh podvzorcih je uporabljen neomejen (angl. *unrestricted model*) polinomialen logistični model, kjer $\hat{\beta}_u^{S1}$ kaže ocene neomejenega modela prvega podvzorca, $\hat{\beta}_u^{S2}$ pa drugega podvzorca. Na ta način pridemo do izračuna tehtanega povprečja koeficientov (29):

$$\hat{\beta}_u^{S1S2} = \left(\frac{1}{\sqrt{2}} \right) \hat{\beta}_u^{S1} + \left\{ 1 - \left(\frac{1}{\sqrt{2}} \right) \right\} \hat{\beta}_u^{S2} \quad (29)$$

Ko iz drugega podvzorca eliminiramo izbrane vrednosti odvisne spremenljivke, pridemo do omejenega modela. S pomočjo polinomialnega logističnega modela omejenega vzorca ocenimo $\hat{\beta}_r^{S2}$ in verjetnost $L(\hat{\beta}_r^{S2})$. Tako dobimo Small-Hsiao test (30).

$$SH = -2 \left\{ L(\hat{\beta}_u^{S1S2}) - L(\hat{\beta}_r^{S2}) \right\} \quad (30)$$

SH ima hi-kvadrat porazdelitev s stopnjo prostosti enako $K+1$, kjer K predstavlja število neodvisnih spremenljivk.

Z obema testoma lahko večkrat preizkusimo IIA predpostavko. V primeru, da našo metodo ocenjujemo tako, da določimo eno referenčno skupino, izračunamo $J-1$ testov. S tem, ko spremenimo referenčno skupino, jo lahko test izključi. Vedeti moramo, da se rezultati razlikujejo v odvisnosti od izbrane referenčne skupine.

Kritika obeh testov je, da daje različne rezultate o kršenju predpostavke IIA (en test zavrne ničelno hipotezo, medtem ko jo drugi test potrdi). Cheng in Long (2005) sta s pomočjo Monte Carlo eksperimenta dokazala, da je bil test HM slab celo pri večjem naboru podatkov. Ravno tako se je SH test izkazal za slabega. To privede do zaključka, ki ga je McFadden (1974) podal glede predpostavke IIA, da naj se polinomialna logistična regresija uporablja v primerih, ko so v obeh vsakega odločevalca alternative samostojne in neodvisne, torej ko se alternative razlikujejo med seboj in so si substituti. V primeru modro rdečega avtobusa lahko rečemo, da ni razlike med avtobusoma in predstavljata substituta drug drugemu.

V tabeli 11 in tabeli 12 sta prikazana HM in SH test, ko so referenčna skupina podjetja v stečaju.¹⁹

Tabela 11: Hausman-McFadden test za preverjanje IIA predpostavke

Omitted	chi2	df	P>chi2	evidence
2	8,444	7	0,295	for Ho
3	2,680	7	0,913	for Ho

Tabela 12: Small-Hsiao test za preverjanje IIA predpostavke

Omitted	lnL(full)	lnL(omit)	chi2	df	P>chi2	evidence
2	-21,997	-10,244	23,506	7	0,001	against Ho
3	-27,188	-23,155	8,066	7	0,327	for Ho

Testa sta pokazala različne rezultate. Kot je iz tabele 11 razvidno, HM test ni statistično značilen, kar pomeni, da sprejmemo hipotezo, da predpostavka IIA drži. Iz tabele 12 vidimo, da je SH test statistično značilen za stanje 2. Na osnovi tega rezultata zavrnemo hipotezo, da predpostavka IIA drži. Razlog za različna rezultata je v tem, da SH test »naključno« razdeli podatke v dve podskupini. Pri različni uporabi referenčnih skupin Hausman-test pokaže, da ničelne hipoteze o neodvisnosti alternativ ni mogoče zavrniti, kar pove, da so vsa tri stanja med seboj neodvisna. Tako lahko potrdimo, da predpostavka IIA drži. SH test na drugi strani pokaže, da ob različnih referenčnih skupinah zavrnemo ničelno hipotezo pri stanju 2 (delno zdrava podjetja) in zaključimo, da v tem primeru predpostavka IIA ne drži. Predvidevamo lahko, da se razmerje verjetnosti med stanjem 1 in stanjem 3 spremenijo, če dodamo oziroma

¹⁹ Izpis rezultatov za HM in SH test, ko so referenčna skupina zdrava podjetja in delno zdrava podjetja, je podan v Prilogi 5, 6, 7, 8.

odvzamemo stanje 2 iz modela. Predvidevamo lahko tudi, da je stanje 2 substitut kateremu od ostalih dveh stanj. Ostane nam torej McFaddenov predlog, da se polinomialna logistična regresija lahko uporablja, ko domnevamo, da se kategorije med seboj razlikujejo, kar pomeni, da si stanja niso podobna.

5.2 Uspešnost razvrščanja s polinomialno logistično regresijo

Kot sem predstavila v drugem poglavju, je število stečajev naraščalo še v letu 2013. Predvsem je v obravnavanem obdobju po številu stečajev izstopalo leto 2011.

Osnovni cilj magistrske naloge je, da s polinomialno logistično regresijo, ki temelji na finančnih kazalnikih, napovedujem stečaj v srednje velikih gradbenih podjetjih.

Predpostavka modela je, da preteklo stanje podjetja nakazuje njegovo prihodnje stanje. To je obenem tudi predpostavka naivnih modelov. Njihova sestava je relativno enostavna in izdelava je razmeroma poceni. Prednost takega modela je stroškovna učinkovitost, ker model vključuje stroške napačne razvrstitve, stroški izdelave samega modela pa so zanemarljivi.

Kako uspešen je model pri razvrščanju, nam pove stroškovna funkcija, katero sestavljata oceni stroškov napake vrste I in napake vrste II. Uporabnik modela (investitor, banka, poslovni angel, analitik), ki odloča o investiciji v določeno podjetje, oceni primernost in uspešnost modela s primerjavo stroškovne funkcije modela in s svojo naklonjenostjo k tveganju. Naklonjenosti k tveganju uporabnika modela nam niso znane, zato za merilo uspešnosti razvrščanja modela uporabimo delež uspešno razvrščenih enot v vseh enotah, ki so predmet razvrščanja v skupine.

V nadaljevanju prikažem in obrazložim razvrstitvene tabele ter točnost modela z uporabo dveh kombinacij finančnih kazalnikov. Najprej predstavim točnost modela na podlagi finančnih kazalnikov, ki so rezultat Waldovega testa (šest finančnih kazalnikov). Nato uporabim finančne kazalnike (deset finančnih kazalnikov), ki so statistično značilni za zdrava in delno zdrava podjetja, ko so referenčna skupina podjetja v stečaju.

Model brez sprememb predpostavlja, da bo stanje podjetja v prihodnosti enako stanju, v katerem je bilo podjetje nazadnje. Model brez sprememb izvira iz družine modelov z naključnimi spremembami (angl. *random walk models*) (Valentinčič, 1999, str. 35; Wertheim & Robinson, 1993, str. 14–17). V skladu z modelom brez sprememb umestimo podjetje, ki je predmet razvrščanja, v enako skupino, kot je bilo podjetje dejansko nazadnje umeščeno. Algebrائي zapis naivnega modela (31), brez sprememb je:

$$G_{it} = \begin{cases} 1; & \text{če } G_{it-1} = 1 \\ 2; & \text{če } G_{it-1} = 2 \\ 3; & \text{če } G_{it-1} = 3 \end{cases} \quad (31)$$

G_{it} je stanje podjetja i v času t .

Tabela 13: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo na podlagi finančnih kazalnikov dobljenih z Wald testom

Dejansko stanje podjetja	Napovedano stanje podjetja			Pravilnost razvrščanja (%)
	Stečaj	Delno zdravo	Zdravo	
Stečaj	35	8	2	77,70
Delno zdravo	6	26	15	55,31
Zdravo	29	46	53	41,40
Delež podjetij v vzorcu (%)	31,82	36,36	31,82	58,00

Iz tabele 13 vidimo, da je uspešnost razvrščanja regresije 58 %. Pri pregledovanju literature na temo uspešnosti razvrstitev polinomialne logistične regresije sem večkrat zasledila, da je model zadovoljiv, če stopnja natančnosti razvrstitve podjetij presega stopnjo natančnosti razvrstitve podjetij po naključju za 25 % ali več. V našem primeru stopnjo natančnosti razvrstitve podjetij po naključju izračunamo kot vsoto kvadratnih vrednosti deležev podjetij v vzorcu po posameznih stanjih ($0,3182^2 + 0,3636^2 + 0,3182^2 = 0,3347$). Glede na zahtevo, da mora biti kriterij za merjenje natančnosti modela večji za 25 % od natančnosti modela po naključju, znaša vrednost, za primerjavo med obema modeloma, 41,83 % ($1,25 \times 0,3347 = 0,4183$). Vidimo lahko, da naš model izpolnjuje zahtevane kriterije za razvrščanje podjetij.

Pri razvrščanju podjetij v napovedano skupino podjetij je model naredil napake. Napaka vrste I (32) se pojavi, ko je podjetju v stečaju napovedano, da bo delno zdravo ali zdravo. Vrednost napake vrste I je bila narejena pri 14,28 % podjetij, ki so bila dejansko razvrščena v skupino, za katero je bila narejena napaka vrste I. Vrednost napake vrste I dobimo tako, da delimo vsoto opazovanih stanj podjetij, ki so razvrščena v višjo skupino kot je pričakovano ($8+2+15$), z vsoto vseh opazovanih stanj podjetij, ki so dejansko razvrščena v boljše skupine kot v skupino 1 (vsota opazovanih stanj podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino 2 in 3, razen podjetij, ki so razvrščena v skupino 1). Večjo napako naredimo, če napovemo, da bo podjetje zdravo, dejansko pa je delno zdravo ali v stečaju oziroma napovemo, da bo podjetje delno zdravo, dejansko pa je v stečaju.

$$\text{Napaka vrste I} = \frac{25}{175} = 14,28 \% \quad (32)$$

Napaka vrste II (33) se pojavi, če model zdravo podjetje umesti v skupino, ki je slabša od dejanske skupine, v kateri se podjetje nahaja. Vrednost napake vrste II dobimo tako, da delimo vsoto opazovanih stanj podjetij, ki so razvrščena v slabšo skupino kot je bilo pričakovano ($6+29+46$), z vsoto vseh opazovanih stanj podjetij, ki so dejansko razvrščena v obe skupini razen v skupino 3. Podjetje, ki je zdravo, razvrstimo v skupino delno zdravih ali v stečaju oziroma podjetju, ki je delno zdravo, napovemo stečaj. Napaka vrste II je oportuniteta izguba obresti, ki bi jih banka izgubila, ker ne bi odobrila posojilo podjetju, ki je zdravo in sposobno odplačevati posojilo.

$$\text{Napaka vrste II} = \frac{81}{92} = 88,04 \% \quad (33)$$

Metoda polinomialne logistične regresije podjetju, ki je predmet razvrščanja, dodeli vrednost razvrstitve v vsako skupino posebej. Napovedana je tista skupina, kjer je verjetnost razvrstitve največja. Razvrstitvena tabela 13 kaže, da je učinkovitost razvrščanja podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino podjetij v stečaju, 77,77 %. Učinkovitost razvrščanja podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino delno zdravih podjetij, je 55,31 %, medtem ko je učinkovitost razvrščanja podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino zdravih podjetij, 41,40 %. Model je sposoben uspešno diskriminirati med podjetji v stečaju, delno zdravimi in zdravimi podjetji.

5.2.1.1 Napovedovalna moč modela za eno leto in dve leti vnaprej

V nadaljevanju si bomo ogledali, kakšna je uspešnost modela pri razvrščanju podjetij za eno leto vnaprej in jo primerjali z uspešnostjo razvrstitve modela za dve leti vnaprej. V tabeli 14 vidimo, da se je natančnost modela povečala za 2 odstotni točki. Predvidevamo lahko, da je natančnost modela večja na račun povečanja napake vrste I, ki v tem primeru znaša 19,08 %, in znižanja napake vrste II, ki znaša 54,25 %.

Tabela 14: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo za eno leto vnaprej

Dejansko stanje podjetja	Napovedano stanje podjetja			Pravilnost razvrščanja (%)
	Stečaj	Delno zdravo	Zdravo	
Stečaj	35	8	2	77,70
Delno zdravo	6	26	15	55,31
Zdravo	15	30	39	46,42
Delež podjetij v vzorcu (%)	31,82	36,36	31,82	60,00

V tabeli 15 lahko vidimo uspešnost razvrščanja podjetij za dve leti vnaprej. Natančnost tega modela je nižja za malo manj kot odstotno točko od natančnosti modela pri razvrščanju podjetij za eno leto vnaprej. Model je pri napovedovanju stanja podjetja za dve leti vnaprej naredil obe vrsti napak, ki se precej razlikujeta od napak pri napovedovanju stanj podjetij za eno leto vnaprej. Napaka vrste I znaša 41,77 %, napaka vrste II pa 21 %. Napaka vrste I se je povečala na račun znižanja pravilno razvrščenih podjetij v stečaju (iz 77,7 % na 60,38 %). Napaka vrste II se je znižala na račun zvišanja pravilno razvrščenih zdravih podjetij (iz 46,42 % na 59,20 %).

Tabela 15: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo za dve leti vnaprej

Dejansko stanje podjetja	Napovedano stanje podjetja			Pravilnost razvrščanja (%)
	Stečaj	Delno zdravo	Zdravo	

Stečaj	32	11	10	60,38
Delno zdravo	9	26	12	55,32
Zdravo	1	11	20	62,50
Delež podjetij v vzorcu (%)	31,82	36,36	31,82	59,20

Lahko rečemo, da obstaja v skladu z Altmanovo ugotovitvijo negativna korelacija med natančnostjo modela za razvrščanje podjetij v skupine in številom let. Natančnost modela je manjša, bolj ko se računovodski podatki oddaljujejo od obdobja, v katerem je podjetje šlo v stečaj. Torej, bolj se računovodski podatki nanašajo na obračunska obdobja, ki so bližja nastopu stečaja, točnejše so napovedi.

5.2.2 Uspešnost razvrščanja s polinomialno logistično regresijo, ko v model vključimo več neodvisnih spremenljivk

V tem razdelku preverim točnost modela v primeru, da uporabimo finančne kazalnike, ki ločujejo skupino zdravih in delno zdravih podjetij od podjetij v stečaju, ki sem jih predstavila v tabeli 6 v prejšnjem poglavju. To so: delež kapitala v financiranju (KS21), delež dolgov v financiranju (KS22), koeficient obračanja sredstev (KS42), obračanje zalog 1 (KS44), obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev (KS45), dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti (KS53), celotna gospodarnost (KS61), čista donosnost sredstev (KS65), delež obratnih sredstev v sredstvih (KS12), delež finančnih naložb v sredstvih (KS13). Tako oblikovanemu drugemu modelu lahko rečemo model z desetimi finančnimi kazalniki. Od modela s šestimi finančnimi kazalniki se razlikuje po dodatnih dveh kazalnikih iz skupine kazalnikov obračanja – dodam en kazalnik iz skupine gospodarnosti in enega iz skupine kazalnikov investiranja. V drugem modelu prevladujejo kazalniki obračanja, za katere je značilno, da so primerljivi le med podjetji v isti dejavnosti.

Tabela 16: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo, ko v model vključimo več neodvisnih spremenljivk (referenčna skupina so podjetja v stečaju)

Dejansko stanje podjetja	Napovedano stanje podjetja			Pravilnost razvrščanja (%)
	Stečaj	Delno zdravo	Zdravo	
Stečaj	40	3	1	90,90
Delno zdravo	2	37	8	78,70
Zdravo	0	8	33	80,50
Delež podjetij v vzorcu (%)	31,82	36,36	31,82	83,18

V primeru, da izberemo finančne kazalnike, značilne za zdrava in delno zdrava podjetja in so referenčna skupina podjetja v stečaju, je uspešnost razvrščanja polinomialne logistične regresije 83,18 % (Tabela 16). Pri razvrščanju podjetij v napovedano skupino podjetij je model naredil napako vrste I in napako vrste II. Napaka vrste I je znašala 13,6 %, napaka vrste II pa 10,9 %. Vidimo lahko, da je učinkovitost razvrščanja podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino podjetij v stečaju, 90,9 %. Učinkovitost razvrščanja podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino delno zdravih podjetij, je 78,7 %, medtem ko je učinkovitost

razvrščanja podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino zdravih podjetij, 80,5 %. Model je sposoben uspešno diskriminirati med podjetji v stečaju, delno zdravimi in zdravimi podjetji.

Tabela 17: Razvrstitvena tabela opazovanj s polinomialno logistično regresijo, ko v model vključimo več neodvisnih spremenljivk za eno leto vnaprej (referenčna skupina so podjetja v stečaju)

Dejansko stanje podjetja	Napovedano stanje podjetja			Pravilnost razvrščanja (%)
	Stečaj	Delno zdravo	Zdravo	
Stečaj	40	3	1	90,90
Delno zdravo	2	37	8	78,70
Zdravo	14	24	47	55,30
Delež podjetij v vzorcu (%)	31,82	36,36	31,82	75,11

Uspešnost modela pri razvrščanju podjetij za eno leto vnaprej (tabela 17) je nekoliko nižja in znaša 75,11 %. Predvidevamo lahko, da je natančnost modela manjša na račun zmanjšanja napake vrste I, ki v tem primeru znaša 9,1 %, in zvišanja napake vrste II, ki znaša 43,9 %.

Razlika med prvim modelom, ko sem vanj vključila šest finančnih kazalnikov, in modelom, ki vključuje deset finančnih kazalnikov je, da je slednji model bolj učinkovit, saj je učinkovitost razvrščanja za 25,18 odstotnih točk višja. Pogostost napake vrste I je pri modelu z desetimi finančnimi kazalniki za 0,68 odstotne točke nižja. Precej večja razlika je pri pogostosti napake vrste II, in sicer 8,1-krat višja je pri modelu s šestimi finančnimi kazalniki. Z vidika banke je to lahko pomemben podatek, saj predstavlja oportuniteto izgubo prihodka banke, ker zdravemu podjetju ne odobri posojila, ki ga je sposobno odplačevati. Model z desetimi finančnimi kazalniki je bil učinkovitejši pri razvrščanju podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino podjetij v stečaju, za 13,13 odstotne točke, pri podjetjih, ki so dejansko razvrščena v skupino delno zdravih podjetij, za 29,40 odstotne točke, medtem ko je bil pri razvrščanju podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino zdravih podjetij, učinkovitejši za 39,10 odstotne točke.

V tabeli 17 vidimo, da se je natančnost modela pri razvrščanju podjetij za eno leto vnaprej znižala za 8 odstotnih točk. Predvidevati gre, da je natančnost modela nižja na račun povečanja napake vrste II, ki v tem primeru znaša 43,9 %, in znižanja napake vrste I, ki znaša 9,1 %.

Zaključim lahko, da imajo finančni kazalniki zadostne informacijske vsebnosti, da bi lahko polinomialna logistična regresija uspešno napovedovala, katero podjetje bo končalo v stečaju, katero bo delno zdravo in katero podjetje bo zdravo še naprej.

SKLEP

V zadnjih letih smo priča velikemu številu stečajev podjetij. Posledice propada podjetja trpijo tako upniki kot država, saj se zmanjšuje proizvodnja, niža se bruto domači proizvod, višajo se

stroški financiranja brezposelnih oseb, država pobira manj davkov, ki so glavni vir javnih financ.

V nalogi so bile predstavljene različne definicije krize podjetja in podani so bili vzroki za nastanek finančnih težav v podjetju. V skladu s finančno teorijo te težave lahko povzročijo zunanji ali notranji dejavniki tveganja. Notranji dejavniki tveganja so običajno povezani s težavami znotraj podjetja. Zato imajo ti negativen učinek samo na določeno podjetje ali majhno število podjetij znotraj iste mreže. Obstajajo pa tudi zunanji dejavniki tveganja, ki lahko prizadenejo vsa podjetja na trgu. Predvsem mora biti podjetje bolj previdno pri notranjih dejavniki tveganja in jih pravočasno zaznati. Uspešnost poslovanja se med drugim kaže v številkah, zato je za vodstvo nujno pomembno, da zna obvladovati pomembne računovodske kazalnike. Analiza le-teh pomaga odkriti opozorilne znake, da se podjetje nahaja v težkem položaju in da ga je potrebno rešiti.

Gradbeni sektor je v Evropski uniji eno izmed gonilnih sil gospodarskega razvoja, je na vrhu industrijskih sektorjev glede zaposlovanja in ustvarjanja delovnih mest ter ustvari skoraj 10 % bruto domačega proizvoda. To je dokaz več, da je gradbeništvo zelo pomembno za obstoj in razvoj vsakega gospodarstva. V zadnjih letih smo priča slabemu stanju gradbene panoge in visoki zadolženosti gradbenih podjetij. Banke beležijo, da je bilo kar 61 % razvrščenih terjatev do gradbenih podjetij v stečaju in do tistih, ki zamujajo z odplačevanjem obveznosti več kot 91 dni. Večina podjetij ima odprte poslovne račune pri velikih domačih bankah. Ravno izpostavljenost bank do nefinančnih podjetij predstavlja najbolj tvegan del kreditnega portfelja, zato je spreminjanje strukture financiranja in načina financiranja podjetij ter napovedovanje stanj podjetij pomembno za nadaljnji razvoj kreditnega tveganja v bankah.

Pri oblikovanju modelov za napovedovanje stečajev podjetij se raziskovalec srečuje z različnimi nevšečnostmi. Različne opredelitve kriz podjetij in situacij, v katerih se podjetja lahko znajdejo, nam po eni strani omogočajo, da pravilno opredelimo stanje podjetja. Po drugi strani pa tu naletimo na težavo, saj ne obstajajo enotne definicije in enotne metode za napovedovanje stečajev podjetij. Glavna problema pri napovedovanju stečajev podjetij sta izbira neodvisnih spremenljivk ter funkcijska oblika med spremenljivkami. Razlog za to je pomanjkanje enotne stečajne teorije, ki v praksi večinoma temelji na empiričnem iskanju najbolj primerne neodvisne spremenljivke. Polinomialna logistična regresija za napovedovanje stečajev podjetij je uporabna za banke, investitorje, poslovne angele, revizorje. Rezultati regresije so primerni, vse dokler so podatki za analiziranje v modelu zadovoljivi. Zato je treba omeniti, da samo napovedovanje stečajev ni edina rešitev pri merjenju tveganja, temveč je eno izmed orodij, s katerim si analitik lahko pomaga pri ocenjevanju učinkovitosti upravljanja in tveganja, ki so povezana z naložbami v prihodnosti.

Cilj naloge je odgovoriti na vprašanja iz uvodnega dela naloge, ali lahko s pomočjo finančnih kazalnikov napovedujemo stečaje srednje velikih gradbenih podjetij, ter ugotoviti, kateri finančni kazalniki so značilni za posamezno skupino podjetij. V vzorec je bilo zajetih 31,8 % podjetij v stečaju, 36,3 % delno zdravih podjetij in 31,8 % zdravih podjetij. Odgovor na prvo

vprašanje sem poiskala v sedmih skupinah finančnih kazalnikov. Ti so: kazalniki financiranja, kazalniki plačilne sposobnosti, kazalniki obračanja, kazalniki dneve vezave, kazalniki gospodarnosti, donosnosti in dohodkovnosti, kazalniki denarnega toka, kazalniki investiranja ter dodatno prilagojeni kazalniki po Mramorju (1998). V analizo sem vključila 38 finančnih kazalnikov ter zavrnila ničelno hipotezo, da neodvisne spremenljivke, v našem primeru finančni kazalniki, nimajo vpliva na odvisno spremenljivko. Dokazala sem, da so finančni kazalniki prediktorji našega modela.

Pri odgovoru na drugi del prvega vprašanja sem si s pomočjo Waldovega testa ogledala vpliv finančnih kazalnikov in njihovo zmožnost ločevanja med stanji (tipi) podjetij. Ugotovila sem, da imamo pet statistično značilnih finančnih kazalnikov, ki razlikujejo skupini zdravih podjetij in delno zdravih podjetij od podjetij v stečaju. To so delež dolgov v financiranju, obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev, dnevi vezave kratkoročnih poslovnih obveznosti, celotna gospodarnost ter čista donosnost sredstev. Pomembni so tudi kazalniki, ki ločujejo podjetja v stečaju od delno zdravih podjetij, na katere bi morali biti bolj pozorni managerji obvladovanja tveganj v delno zdravih podjetjih. Predvsem izstopata kazalnika dnevi vezave kratkoročnih poslovnih terjatev in čista donosnost sredstev. Kazalnik delež dolgov v financiranju ločuje skupino zdravih podjetij in podjetij v stečaju od skupine delno zdravih podjetij.

Drugo vprašanje naloge se nanaša na ugotovitev, kako ustrezna (robustna) je polinomialna logistična regresija za moj model ter kako kakovosten in natančen je model pri razvrščanju podjetij v eno izmed skupin.

Stabilnosti polinomialne logistične regresije sem preverila s testi. S prvim testom kombiniranja alternativ sem zavrnila ničelno domnevo testa, da sta dve skupini neločljivi med seboj. Z drugim testom sem preverila, ali velja predpostavka o neodvisnosti irelevantnih alternativ - IIA (angl. *independence of irrelevant alternatives*). To je predpostavka, ki je značilna za polinomialno logistično regresijo in pravi, da naj se s tem, ko dodamo ali odvezamemo eno izmed alternativ (stanja, skupine odvisne spremenljivke), razmerje med ostalimi alternativami ne bi spremenilo. Predpostavko sem preverila s Hausman-McFadden testom in Small-Hsiao testom. Pri različni uporabi referenčnih skupin je Hausman-test pokazal, da ničelne hipoteze o neodvisnosti alternativ ni mogoče zavrniti, kar pove, da so vsa tri stanja med seboj neodvisna. Potrdim lahko, da predpostavka IIA drži. SH test na drugi strani pokaže, da ob različnih referenčnih skupinah zavrnilo ničelno hipotezo pri stanju 2 (delno zdrava podjetja) in rečemo, da v tem primeru predpostavka IIA ne drži. To pomeni, da se obeti med stanjem 1 in stanjem 3 spremenijo, če dodamo oziroma odvezamemo stanje 2 iz modela. Predvidevam lahko, da je stanje 2 substitut kateremu od ostalih dveh stanj. Ostane torej McFaddenov predlog, da se polinomialna logistična regresija lahko uporablja, ko domnevamo, da se kategorije med seboj razlikujejo, kar pomeni, da si alternative (stanja) niso podobne.

Sledila je ugotovitev, kako kakovosten in natančen je model pri razvrščanju podjetij v eno izmed skupin. Pri natančnosti razvrščanja podjetij sem najprej uporabila šest finančnih kazalnikov, nato pa še deset. Drugemu modelu sem poleg šestih omenjenih kazalnikov dodala še: koeficient obračanja sredstev, obračanje kratkoročnih poslovnih terjatev, celotna gospodarnost in delež finančnih naložb v sredstvih. Ugotovila sem, da je uspešnost razvrščanja regresije s šestimi finančnimi kazalniki 58 %, kar ni visok odstotek uspešnosti. Vendar sem pri pregledovanju literature na temo uspešnosti razvrstitve modelov večkrat zasledila, da je model zadovoljiv, če stopnja natančnosti razvrstitve podjetij presega za 25 % ali več stopnjo natančnosti razvrstitve podjetij po naključju. V našem primeru bi stopnja natančnosti razvrstitve podjetij po naključju znašala 41,83 % ($1,25 \times 0,3347 = 0,4183$), kar pove, da model s šestimi finančnimi kazalniki izpolnjuje zahtevane kriterije za razvrščanje podjetij. Drugi model z desetimi finančnimi kazalniki je bil bolj učinkovit pri razvrščanju podjetij, in sicer 83,18 %, oziroma učinkovitost razvrščanja z desetimi finančnimi kazalniki je bila za 25,18 odstotnih točk višja od učinkovitosti razvrščanja modela s šestimi finančnimi kazalniki.

Pri razvrščanju podjetij model naredi napaki (Koh, 1992). To sta napaka vrste I in napaka vrste II. Napaka vrste I nastane, ko model slabo podjetje opredeli kot dobro, torej ko model podjetje, ki je dejansko v stečaju, razvrsti v skupino zdravih in delno zdravih podjetij. V modelu s šestimi kazalniki je bila vrednost napake I narejena pri 14,28 % podjetij, pri modelu z desetimi kazalniki pa pri 13,6 % podjetij. Napaka vrste II je napaka, ko model dobro podjetje opredeli kot slabo, torej ko model zdravo podjetje razvrsti v skupino delno zdravih podjetij ali skupino podjetij, ki so v stečaju. V mojem primeru je prvi model naredil napako vrste II v 88,04 % podjetij, drugi model pa v 10,9 % podjetij. Tako velika razlika med napakama vrste I in II kaže na to, da model dobro ločuje skupine podjetij med seboj. Model s šestimi finančnimi kazalniki je v 77,77 % pravilno razvrstil podjetja v skupino podjetij v stečaju. Učinkovitost razvrščanja podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino delno zdravih podjetij, je bila 55,31 %, medtem ko je bila učinkovitost razvrščanja podjetij, ki so dejansko razvrščena v skupino zdravih podjetij, 41,40 %. Bolj se je izkazal model z desetimi finančnimi kazalniki, in sicer v 90,9 % je pravilno razvrstil podjetja v skupino podjetij v stečaju, v 78,7 % je pravilno razvrstil delno zdrava podjetja in v 80,50 % je pravilno razvrstil zdrava podjetja.

Ko sem preverila napovedovalno moč modela s šestimi finančnimi kazalniki za eno leto in dve leti naprej, sem ugotovila, da se je natančnost modela za eno leto naprej povečala za 2 odstotni točki. Natančnost modela je večja na račun povečanja napake vrste I, ki je znašala 19,08 %, in znižanja napake vrste II, ki je znašala 54,25 %. Model je pri napovedovanju stanja podjetja za dve leti vnaprej naredil obe vrsti napak, ki se precej razlikujeta od napak pri napovedovanju stanja podjetij za eno leto vnaprej. Napaka vrste I znaša 41,77 %, medtem ko je napaka vrste II 21 %. Rečem lahko, da napovedovalna moč modela pada s tem, ko se oddaljujemo od leta oblikovanja modela. To je v skladu z Altmanovo ugotovitvijo, da obstaja negativna korelacija med natančnostjo modela za razvrščanje podjetij v skupine ter številom let. Do podobne ugotovitve pridemo tudi pri modelu z desetimi finančnimi kazalniki, katerega natančnost je padla iz 83,18 % na 75,11 %.

Zaključim lahko, da imajo finančni kazalniki zadostne informacijske vsebnosti, da bi lahko polinomialni model uspešno napovedoval, katero podjetje bo končalo v stečaju, katero bo delno zdravo in katero podjetje bo zdravo še naprej.

Ena izmed možnosti za nadaljnjo raziskavo je vključitev kvalitativnih faktorjev, kot so vodstvene izkušnje, načrtovanje in najemanje profesionalnih svetovalcev. Uporaba teh faktorjev je učinkovita, vendar precej draga. Lahko bi primerjali rezultate naše regresije z rezultati uporabe kakšne druge neparametrične metode, kot so nevronske mreže. Predvsem bi si bilo zanimivo ogledati rezultate ordinalne logistične regresije, ki je polinomialni logistični regresiji precej podobna. Razlika je v tem, da ima ordinalna logistična regresija urejeno večstopenjsko odvisno spremenljivko. Ravno tako bi lahko oblikovali model z binarno logistično regresijo. Zanimiva bi bila tudi raziskava podjetij, ki so bila prestrukturirana. Tu bi poiskali tiste faktorje, ki so pripomogli k uspešni prestrukturi podjetja.

LITERATURA IN VIRI

1. Agresti, A. (1990). *Categorical data analysis*. New York: John Wiley & Sons.
2. AJPES. (2012). Objave sklepov in pisanj izdanih v postopkih zaradi insolventnosti. Najdeno 15. februarja 2013 na spletnem naslovu <http://www.ajpes.si/eobjave/default.asp?s=51>
3. Almeida, H., & Philippon, T. (2006). *The Risk-Adjusted Cost of Financial Distress*. (Working paper No. 11685). New York University: Stern School of Business.
4. Anderson, J. A. (1984). Regression and ordered categorical variables. *Journal of the Royal Statistical Society*, 46(1), 1-30.
5. Altman, E. (1984). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy* (1st ed.). New York: John Wiley & Sons.
6. Altman, E. (2002). *Bankruptcy, Credit Risk, and High Yield Bonds*. Oxford: Blackwell Publishers.
7. Altman, E., Halderman, R., & Narayanan, P. (1977). Zeta Analysis. A New Mode to Identify Bankruptcy Risk of Corporation. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29–54.
8. Altman, E., & Hotchkiss, E. (2005). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt* (3rd ed.). New Jersey: John Wiley & Sons.
9. Andrade, G., & Kaplan, S. (1998). How Costly is Financial (Not Economic) Distress? Evidence from Highly Leveraged Transactions that Became Distressed. *The Journal of Finance*, 53(5), 1443-1493.
10. Andreev, A. Y. (2007). *Predicting financial distress: A multinomial logistic approach to Spanish firms*. Barcelona: Autonomous University of Barcelona.
11. Arogyaswamy, K., Barker, I., & Yasai-Ardekani, V. M. (1995). Firm Turnaround: An Integrative Two-Stage Model. *Journal of Management Studies*, 32(4), 493-525.
12. Asquith, P., Gertner, R., & Sharfstein, D. (1994). Anatomy of Financial Distress: An Explanation of Junk Bond Issuers. *The Quarterly Journal of Economics*, 109(3), 625-658.
13. Babenko, I. (2004, marec). *Optimal Capital Structure of the Firm in the Presence of Costs of Financial Distress* (Meetings Paper No. 5179). The Netherlands: Maastricht University.

14. Ban, S., & Tekavec, M. (2001). Primerjalno analiziranje slovenskih podjetij z različnimi ekonomskimi kazalci in kazalniki. *Zbornik VII. strokovnega posvetovanja o sodobnih vidikih analize poslovanja in organizacij* (str. 66–81). Portorož: Zveza ekonomistov Slovenije.
15. Banka Slovenije. (2012a). *Finančna stabilnost. Tveganje podjetij in tveganje po dejavnostih v letu 2011*. Ljubljana: Banka Slovenije.
16. Banka Slovenije. (2012b). *Finančna stabilnost. Stabilnost slovenskega bančnega sistema*. Ljubljana: Banka Slovenije.
17. Banka Slovenije. (2014). *Finančna stabilnost. Stabilnost slovenskega bančnega sistema*. Ljubljana: Banka Slovenije.
18. Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 5, 71–111.
19. Bentrey, M. et al. (2004). *Essential of Financial Accounting in Business*. b.k.: Thomson.
20. Bergant, Ž. (2011). *Osnove analize poslovanja* (2. izdaja.). Ljubljana: Inštitut za poslovodno računovodstvo.
21. Bisnode, d.o.o. (2014). Kazalniki. Najdeno 10. avgusta 2013 na spletnem naslovu www.bonitete.si/FAQ/FAQ.aspx
22. Branch, B. (2002). The Costs of Bankruptcy. *International Review of Financial Analysis*, 11(1), 39-57.
23. Brigham, E. F., & Daves, P. R. (2004). *Intermediate Financial Management*. Mason: South-Western, Thompson Corp.
24. Brigham, E. F., Houston, J. F., & Daves, P. R. (1998). *Fundamentals of Financial Management* (5th ed.). Orlando: The Dryden Press.
25. Brown, D., James, C., & Mooradian, R. (1993). The Information Content of Distressed Restructurings Involving Public and Private Debt Claims. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 93-118.
26. Chancharat, N., Tian, G., Davy, P., McCrae, M. & Lodh, S. (2010). Multiple States of Financially Distressed Companies: Tests using a Competing-Risks. *Australian Accounting, Business and Finance Journal*, 4(4), 27-44.
27. Chen, G., & Merville, L. (1999). An Analysis of the Underreported Magnitude of the Total Indirect Costs of Financial Distress. *Review of the Quantitative Finance and Accounting*, 13(3), 277-293.

28. Cybinski, P. (2003). *Doomed Firms: An Econometric Analysis of the Path to Failure*. Aldershot: Ashgate Publishing Ltd.
29. Damodaran, A. (2002). *Investment Valuation* (2nd ed.). New York: Wiley Finance.
30. Data, d.o.o. (2013). Število stečajev se povečuje. Najdeno 8. avgusta 2013 na spletnem naslovu <http://data.si/blog/2013/08/08/stevilo-stecajev-se-povecuje/>.
31. Denis, D. (1995). Causes of Financial Distress Following Leveraged Recapitalizations. *Journal of Financial Economics*, 37(3), 129-157.
32. Duffie, G., & Wang, K. (2007). Multi-Period Corporate Failure Prediction with Stochastic Covariates. *Journal of Financial Economics*, 83, 635–665.
33. Duhovnik, M. (2002). *Uspešnost in učinkovitost poslovanja podjetja na podagi ekonomskih in finančnih kazalcev* (doktorska disertacija). Ljubljana: Univerza v Ljubljani, Ekonomska fakulteta.
34. Ehrhardt, M., & Brigham, E. F. (2002). *Corporate finance: A focused approach*. Mason, Ohio: South West Collage Publishing.
35. European Commission. (2014, 4. april). *The European construction sector - A global partner*. Brussels: European Commission.
36. Fabozzi, J. F., & Peterson, P. P. (2003). *Financial Management and Analysis* (2nd ed.). ZDA: John Wiley and Sons Inc.
37. Fisher, T., & Martel, J. (2005). The Irrelevance of Direct Bankruptcy Costs to the Firm's Financial Reorganization Decision. *Journal of Empirical Legal Studies*, 2(1), 151-169.
38. Foster, G. (1986). *Financial Statement Analysis*. N.J., P. Engelwood Cliffs: Prentice-Hall.
39. Frecka, T. J., & Hopwood, W. S. (1983). The Effects of Outliers on the Cross-Sectional Distributional Properties of Financial Ratios. *Accounting Review*, 58(1), 115-128.
40. Frees, E. W. (2004). *Longitudinal and panel data: Analysis and applications in the social sciences*. Cambridge: Cambridge University Press.
41. Freese, J., & Long, J. S. (2000). *Tests for the Multinomial Logit Model*. TX: Stata Press.
42. Gergeta, S. (2005). Modeliranje bonitetne lestvice plačilne discipline slovenskih podjetij (magistrsko delo). Ljubljana: Univerza v Ljubljani, Ekonomska Fakulteta.

43. Gestel, T., Baesens, B., Suykens, J., Van den Poel, D., Baestaens, D., & Willekens, M. (2006). Bayesian Kernel Based Classification for Financial Distress Detection. *European Journal of Operational Research*, 172(3), 979-1003.
44. Gharghori, P., Chan, H., & Faff, R. (2006). Investigating the Performance of Alternative Default-Risk Models: Option-Based Versus Accounting-Based Approaches. *Australian Journal of Management*, 31(2), 207-234.
45. Gilbert, L. R., Menon, K., & Schwartz, K. B. (1990). Predicting bankruptcy for firms in financial distress. *Journal of Business Finance* 17(1), 161–171.
46. Gilson, S. (1990). Bankruptcy, Boards, and Blockholders. *Journal of Financial Economics*, 27(1), 315-355.
47. Gospodarska Zbornica Slovenije - GZS. (2010). Gradbeništvo v resni krizi – Vlada naj končno upošteva predloge gospodarstva. Najdeno 12. februarja 2013 na spletnem naslovu https://www.gzs.si/slo/panoge/zbornica_gradbenistva_in_industrije_gradbenega_materi_ala/48899
48. Gospodarska Zbornica Slovenije - GZS. (2012). *Pogoji poslovanja za slovensko gradbeništvo v letu 2012*. Ljubljana: Gospodarska zbornica Slovenije.
49. Graham, C., Litan, R. E., & Sukhtankar, S. (2002). *The Bigger They Are, The Harder They Fall: An Estimate of the Costs of the Crisis in Corporate Governance*. Washington, DC: Brookings Institution.
50. Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometric* (4th ed.). Irwin: McGraw-Hill.
51. Hambrick, D., & D'Aveni, R. (1988). Large Corporate Failure as Downward Spiral. *Administrative Science Quarterly*, 33(1), 1-23.
52. Hamer M. (1983). Failure prediction: Sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable set. *Journal of Accounting and Public Policy*, 4(2), 289–307.
53. Helfert, E. A. (2001). *Financial Analysis Tools and Techniques*. B.k.: McGraw-Hill.
54. Hendel, I. (1996). Competition under Financial Distress. *The Journal of Industrial Economics*, 54(3), 309-324.
55. Hensher, D. A., & Jones, S. (2004). Forecasting Corporate Bankruptcy: Optimizing the Performance of the Mixed Logit Model. *Abacus*, 43(3), 241–364.

56. Hensher, D. A., Jones, S., & Greene, W. H. (2007). An Error Component Logit Analysis of Corporate Bankruptcy and Insolvency Risk in Australia. *The Economic Record, The Economic Society of Australia*, 83(260), 86–103.
57. Hill, N., & Perry, S. (1996). Evaluating Firms in Financial Distress: An Event History Analysis. *Journal of Applied Business Research*, 12(3), 60-71.
58. Hillegeist, S., Keating, E., & Lundstedt, K. (2004). Assessing the Probability of Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5-34.
59. Hosmer, D., & Lemeshow, S. (2000). *Applied logistic regression*. New York: John Wiley & Sons.
60. Igličar, A., & Hočevan, M. (1997). *Računovodstvo za managerje*. Ljubljana: Gospodarski vestnik.
61. Javoršek, M. (2007). *Napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij* (magistrska naloga). Ljubljana: Univerza v Ljubljani, Ekonomska Fakulteta.
62. Jeraj, B. (2007). *Ocenjevanje bonitet podjetij in zavarovanje terjatev* (diplomska naloga). Koper: Fakulteta za management.
63. Johnsen, T., & Melicher, R. W. (1994). Predicting corporate bankruptcy and financial distress: information value added by multinomial logit models. *Journal of Economics and Business*, 46(4), 269–286.
64. Jones, F. (1987). Current Techniques in Bankruptcy Prediction. *Journal of Accounting Literature*, 6, 131–164.
65. Kaplan, S., & Stein, J. (1993). The Evolution of Buyout Pricing and Financial Structure in the 1980s. *The Quarterly Journal of Economics* 5, 313–357.
66. Karels, G., & Prakash, A. (1987). Multivariate Normality and Forecasting Business Bankruptcy. *Journal of Business Finance and Accounting*, 14(4), 573-593.
67. Kavčič, S. (1996). Krizne razmere v gospodarstvu in vloga analitikov v posebnih razmerah. *Zbornik referatov II. strokovnega posvetovanja o sodobnih vidikih analize posovanja in organizacije* (str. 28-43). Portorož: Zveza ekonomistov Slovenije – sekcija za poslovno analizo.
68. Keasey, K., & Watson, R. (1991). Financial distress prediction models: a review of their usefulness. *British Journal of Management*, 2, 89–102.

69. Kennedy, R. (2000). The Effect of Bankruptcy Filings on Rivals' Operating Performance: Evidence from 51 Large Bankruptcies. *International Journal of Economics and Business*, 7(1), 5-25.
70. Kenneth, T. (2003). *Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge: Cambridge University Press.
71. Koh, H. (1992). The Sensitivity of Optimal Cut-off Points to Misclassification Costs of Type I and Type II in the Going-Concern Prediction Context. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(2), 187–197.
72. Kokotec-Novak, M. (1997). Računovodski vidik sanacije podjetja. *Zbornik XXIX simpozija o sodobnih metodah v računovodstvu in poslovnih financah* (str. 155–169). Portorož: Zveza ekonomistov Slovenije in Zveza računovodij, finančnikov in revizorjev Slovenije.
73. Laitinen, T., & Kankaanpaa, N. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: The Finnish case. *The European Accounting Review*, 8(1), 67–92.
74. Lau, A. H. (1987). A Five-State Financial Distress Prediction Model. *Journal of Accounting Research* 25(1), 127–138.
75. Long, S., & Freese, J. (2006). *Regression models for categorical dependent variables using Stata* (2nd ed.). College Station, Texas: StataCorp LP.
76. Lutar-Skerbinjek, A. (1998). Računovodske informacije opozarjajo na krizo v podjetju. *Naše gospodarstvo*, 44(4), 596–603.
77. Maddala, G. (1983). *Limited-dependent and Qualitative Variables in Econometrics*. Cambridge: Cambridge University Press.
78. Maksimovic, V., & Phillips, G. (1998). Asset Efficiency and Reallocation Decisions of Bankrupt Firms. *The Journal of Finance*, 53(5), 1495-1532.
79. Ministrstvo za gospodarstvo. (2011). Izvedeni ukrepi in predlogi dodatnih ukrepov za sanacijo gradbeništva v Republiki Sloveniji. Najdeno 12. februarja 2013 na spletnem naslovu http://www.mgrt.gov.si/fileadmin/mgrt.gov.si/pageuploads/SOJ/Porocilo_delovne_skupine_ukrepi_za_gradbenistvo_110111.pdf
80. Mossmann, C., Bell, L., Schwarz, M., & Turtle, H. (1998). An Empirical comparison of Bankruptcy Models. *Financial Review*, 33(2), 35–54.

81. Mramor, D. (1999). Sodobna finančna analiza podjetja. *Zbornik 31 simpozija o sodobnih metodah v računovodstvu, financah in reviziji* (str. 327-338). Portorož: Zveza ekonomistov Slovenije.
82. Mramor, D., Košiček, A., Pahor, M., Prusnik, M., Valentinčič, A., & Verbovšek, P. (1998). Napovedovanje plačilne sposobnosti slovenskih podjetij v obdobju 1994–1997 (skupno poročilo o raziskovalnih nalogah). Ljubljana:Ekonomska Fakulteta, CISEF.
83. Mramor, D., & Valentinčič, A. (2003). Forecasting the liquidity of very small private companies. *Journal of Business Venturing*, 18(4), 745-771.
84. Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131.
85. Opler, T., & Titman, S. (1994). Financial Distress and Corporate Performance. *The Journal of Finance*, 49(3), 1015-1040.
86. Outecheva, N. (2007). *Corporate Financial Distress: An Empirical Analysis of Distress Risk* (doktorska disertacija). St.Gallen: University of St.Gallen, Graduate School of Business Administration, Economics, Law and Social Sciences.
87. Palepu, K. (1986). Prediction Takeover Targets: A methodological and Empirical Analysis. *Journal of Accounting and Economics*, 8, 3–36.
88. *Panel Data Analysis - Fixed & Random Effects*. Najdeno 21. januarja 2013 na spletnem naslovu <http://dss.princeton.edu/training/Panel101.pdf>.
89. Platt, H. D., & Platt, M. B. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance and Accounting*, 17(1), 31–51.
90. Platt, H. D., & Platt, M. B. (2002). Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias. *Journal of Economics and Finance*, 26(2), 184-199.
91. Platt, H. D., Platt, M. B., & Pedersen, J. G. (1994). Bankruptcy discriminant with real variables. *Journal of Business Finance and Accounting*, 21(4), 491–509.
92. Purnanandam, A. (2005). Financial Distress and Corporate Risk Management: Theory & Evidence. *Journal of Financial Economics*, 87(3), 706-739.
93. Ratajec, P. (2004). *Analiza okolja gradbene industrije v Evropi*. Ljubljana: ITEO svetovanje.
94. Redjko, Š. (2013). Analiza gradbene dejavnosti. Najdeno 12. februarja 2013 na spletnem naslovu <http://podizvajalci.gzs.si/pripone/30530/analiza%20gradbene%20dejavnosti.ppt>

95. Rees, B. (1994). *Financial Analysis*. Hertfordshire: Prentice Hall.
96. Ross, S., Westerfield, R., & Jaffe, J. (2002). *Corporate Finance* (6th ed.). Boston: McGraw-Hill.
97. Ryan, T. P. (1997). *Modern regression methods*. New York: John Wiley & Sons.
98. Saunders, A. (1997). *Financial institutions management* (2nd ed.). Irwin McGraw-Hill, str. 667.
99. Schwab, J. (2007). Multinomial Logistic Regression Basic Relationships. Najdeno 16. februarja 2013 na spletnem naslovu www.utexas.edu/courses/schwab/sw388r7/SolvingProblems/Analzyi.
100. Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*, 74(1), 101–124.
101. Zveza računovodij, finančnikov in revizorjev Slovenije. (2006). Slovenski računovodski standardi. Najdeno 15. februarja 2013 na spletnem naslovu <http://www.si-revizija.si/publikacije/publikacije-instituta>
102. *Stata Annotated Output - Multinomial Logistic Regression*. Najdeno 22. januarja 2013 na spletnem naslovu http://www.ats.ucla.edu/STAT/stata/output/stata_mlogit_output.htm.
103. Statistični urad Republike Slovenije – SURS. (2010a). Deleži vrednosti opravljenih gradbenih del in pogodb. Najdeno 16. februarja 2013 na spletnem naslovu <http://pxweb.stat.si/pxweb/Database/Ekonomsko/Ekonomsko.asp#19>
104. Statistični urad Republike Slovenije – SURS. (2010b). Bruto domači proizvod, temeljni agregati nacionalnih računov in zaposlenosti; 1995–2010. Najdeno 16. februarja 2013 na spletnem naslovu [Http://www.stat.si/tema_ekonomsko_nacionalni_bdp1.asp](http://www.stat.si/tema_ekonomsko_nacionalni_bdp1.asp)
105. Statistični urad Republike Slovenije – SURS. (2013). Standardna klasifikacija dejavnosti 2008. Najdeno 12. februarja 2013 na spletnem naslovu https://www.stat.si/skd_nace_2008.asp
106. Špacapan, B. (2008, 26. maj). Gradbeništvo: Panoga, ki cveti. *Kapital*. Najdeno 14. maja 2014 na spletnem naslovu <http://www.revijakapital.com/>
107. Šušteršič, M., Mramor, D., & Zupan, J. (2009). Consumer credit scoring models with limited data. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 4736 – 4744.
108. Train, K., E. (2003). *Discrete choice methods with simulation*. Cambridge: Cambridge University Press.

109. Turetsky, H. (2003). When a Troubled Firm is Worth Buying. *Mergers & Acquisitions: The Dealmaker's Journal*, 38(7), 23-30.
110. Turetsky, H., & McEven, R. (2001). An Empirical investigation of Firm Longevity: A Molde of the Ex Ante Predictors of Financial Distress. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 16(1), 323-343.
111. Uhrig-Homburg, M. (2002). Valuation of Defaultable Claims – A Survey. *Schmalenbach Business Review*, 54, 24–57.
112. Urad Republike Slovenije za makroekonomske analize in razvoj. (2007). Ekonomski izzivi 2007. Najdeno 14. februarja 2013 na spletnem naslovu http://www.umar.gov.si/fileadmin/user_upload/publikacije/izzivi/I.pdf
113. Valentinčič, A. (1999). *Napovedovanje plačilne sposobnosti mikropodjetij v Sloveniji* (magistrsko delo). Ljubljana: Univerza v Ljubljani, Ekonomska fakulteta.
114. Verbovšek, P. (1998). *Predvidevanje plačilne nesposobnosti slovenskih podjetij s pomočjo uporabe verjetnostnih modelov* (magistrsko delo). Ljubljana: Univerza v Ljubljani, Ekonomska fakulteta.
115. Vidic, Z. (2005). *Analiza gibanja računovodskih kazalnikov podjetij v stečajnem postopku*. (magistrsko delo). Ljubljana: Univerza v Ljubljani, Ekonomska fakulteta.
116. Weckbach, S. (2004). *Corporate Financial Distress: Unternehmensbewertung bei FinanziellerEnge* (doktorska disertacija). St Gallen, Switzerland: University of St. Gallen.
117. Vanhonacker, W. R. (1993). *What does the multinomial logit model really measure*. (Working paper No.93/26). Francija: INSEAD.
118. Weitzel, W., & Jonsson, E. (1989). Decline in Organizations: A Literature Integration and Extention. *Administrative Science Quarterly*, 34(1), 91-109.
119. Wertheim, P., & Robinson, M. (2004). Markets Reactions to Company Layoffs: Evidence on the Financial Distress Versus Potential Benefit Hypothesis and the Effect of Predisclosure Information. *Journal of Applied Business Research*, 20(1), 51-62.
120. Whitaker, R. (1999). The Early Stages of Financial Distress. *Journal of Economics and Finance*, 23(2), 123-133.
121. Wilson, R., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11, 545–557.
122. Wruck, K. (1990). Financial Distress, Reorganization, and Organizational Efficiency. *Journal of Financial Economics*, 27(2), 419-444.

123. Zakon o gospodarskih družbah. *Uradni list RS* št. 65/2009.
124. Zavgren, C. (1983). The Prediction of Corporate Failure: The State of the Art. *Journal of Accounting Literature*, 2(1), 1–38.
125. Zavod Republike Slovenije za zaposlovanje. (2011). *Gradbeništvo v času krize pogledi z vidika trga dela*. Ljubljana: Zavod Republike Slovenije za zaposlovanje.
126. Zmijewski, M. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.

PRILOGE

KAZALO PRILOG

Priloga 1: Kovariančna matrika.....	1
Priloga 2: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino delno zdravih podjetij in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina podjetja v stečaju.....	12
Priloga 3: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina delno zdrava podjetja.....	15
Priloga 4: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino delno zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina zdrava podjetja.....	18
Priloga 5: Hausman-McFadden test.....	21
Priloga 6: Small-Hsiao test.....	22
Priloga 7: Hausman-McFadden test.....	23
Priloga 8: Small-Hsiao test.....	24

Priloga 1: Kovariančna matrika

Tabela 1: Kovariančna matrika

e(V)	KS21	KS22	KS23	KS24	KS31	KS32	KS33	KS34	KS41
2									
KS21	1								
KS22	0,170	1							
KS23	0,086	0,068	1						
KS24	-0,148	0,296	-0,097	1					
KS31	-0,577	0,239	-0,213	0,145	1				
KS32	0,547	-0,212	0,214	-0,134	-0,996	1			
KS33	0,120	0,069	-0,173	0,336	-0,016	0,018	1		
KS34	-0,034	0,035	0,099	-0,138	0,132	-0,131	0,099	1	
KS41	-0,062	0,147	0,024	0,051	0,065	-0,054	-0,021	-0,030	1
KS42	0,525	-0,153	0,171	-0,205	-0,408	0,384	-0,067	-0,031	-0,103
KS43	-0,054	-0,079	0,026	-0,190	-0,009	0,019	0,156	0,109	-0,018
KS44	0,163	-0,423	-0,076	-0,287	-0,135	0,110	-0,158	-0,066	-0,109
KS45	0,335	-0,365	-0,124	0,083	-0,490	0,470	0,132	-0,039	-0,208
KS46	0,083	-0,205	0,040	-0,259	-0,177	0,180	0,087	0,139	-0,071
KS51	0,027	-0,212	-0,040	-0,364	-0,409	0,422	0,028	0,242	-0,065
KS52	0,021	-0,388	-0,335	-0,058	-0,199	0,186	0,045	-0,273	-0,218
KS53	0,487	-0,530	0,040	-0,391	-0,310	0,267	-0,142	-0,063	-0,162
KS61	0,339	-0,490	0,084	-0,321	-0,292	0,246	-0,320	-0,004	-0,170
KS62	-0,056	0,109	-0,011	-0,071	-0,090	0,120	-0,046	0,024	0,002
KS63	-0,237	0,295	0,020	-0,056	0,102	-0,063	0,112	0,099	0,197
KS64	-0,407	0,209	-0,178	0,283	0,408	-0,396	-0,024	-0,059	0,099
KS65	-0,384	0,503	0,103	0,241	0,313	-0,276	-0,031	0,000	0,233
KS66	0,508	-0,351	0,152	-0,311	-0,423	0,392	0,082	0,051	-0,205
KS67	-0,048	-0,038	-0,036	0,145	0,162	-0,178	0,324	0,010	0,016
KS68	-0,084	0,203	-0,081	0,129	0,084	-0,070	0,027	-0,297	0,049
KS69	-0,013	-0,257	-0,006	0,016	0,010	-0,031	-0,087	0,192	-0,146
KS610	0,445	-0,264	0,230	-0,268	-0,435	0,417	-0,259	0,147	-0,101
KS611	0,052	-0,142	-0,297	0,001	0,023	-0,029	0,045	-0,090	-0,002
KS71	-0,056	0,073	0,079	-0,449	0,043	-0,028	-0,283	0,209	0,083
KS72	0,140	0,219	-0,054	0,665	0,068	-0,074	0,303	-0,187	0,000
KS11	0,000	0,106	0,000	-0,102	0,084	-0,078	-0,036	0,021	-0,003
KS12	0,349	-0,042	0,074	-0,158	-0,332	0,330	0,273	-0,106	0,003
KS13	0,345	-0,015	-0,140	-0,309	-0,106	0,087	0,056	-0,064	-0,066
K1	-0,090	-0,124	-0,049	-0,306	0,132	-0,149	-0,600	-0,042	-0,064
K3	-0,599	0,131	-0,237	0,201	0,433	-0,407	0,068	0,008	0,054
K2	0,420	0,020	0,058	-0,204	-0,255	0,231	-0,238	-0,007	-0,071
K4	-0,315	0,031	0,154	0,113	0,190	-0,184	-0,054	0,038	0,009
_cons	-0,238	0,434	0,025	0,354	0,277	-0,247	0,314	-0,033	0,200

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS42	KS43	KS44	KS45	KS46	KS51	KS52	KS53	KS61
2									
KS42	1								
KS43	-0,112	1							
KS44	0,158	-0,060	1						
KS45	0,330	0,003	0,253	1					
KS46	0,072	0,754	0,054	0,146	1				
KS51	-0,070	0,437	0,118	-0,008	0,498	1			
KS52	0,118	0,211	0,283	0,713	0,279	0,242	1		
KS53	0,441	-0,013	0,515	0,355	0,161	-0,020	0,206	1	
KS61	0,277	0,037	0,432	0,356	0,182	0,131	0,274	0,694	1
KS62	0,072	0,223	-0,235	0,032	0,258	0,173	0,143	-0,218	-0,439
KS63	-0,317	0,237	-0,153	-0,569	0,152	0,334	-0,449	-0,358	-0,426
KS64	-0,728	-0,462	-0,108	-0,321	-0,728	-0,258	-0,235	-0,369	-0,273
KS65	-0,293	0,125	-0,579	-0,537	-0,075	-0,162	-0,521	-0,725	-0,568
KS66	0,694	-0,146	0,349	0,474	0,046	0,001	0,263	0,581	0,391
KS67	-0,195	0,195	0,070	-0,064	0,182	0,014	-0,042	0,033	0,265
KS68	0,114	-0,328	-0,183	-0,132	-0,368	-0,245	-0,036	-0,163	-0,578
KS69	-0,125	0,116	0,153	0,367	0,147	0,044	0,323	0,139	0,479
KS610	0,448	-0,073	0,413	0,350	0,119	0,092	0,128	0,523	0,339
KS611	-0,142	-0,238	0,414	0,046	-0,178	0,002	0,130	0,291	0,062
KS71	-0,141	0,237	0,022	-0,308	0,186	0,349	-0,134	-0,058	-0,012
KS72	0,160	-0,296	-0,081	0,166	-0,280	-0,560	-0,005	-0,015	-0,175
KS11	0,067	-0,211	0,235	-0,115	-0,120	0,022	-0,004	0,053	-0,228
KS12	0,137	0,356	0,260	0,201	0,295	0,122	0,044	0,195	-0,052
KS13	0,227	-0,033	0,377	-0,025	0,088	0,207	0,096	0,306	0,060
K1	0,004	0,015	0,177	-0,110	0,062	0,076	0,051	0,212	0,267
K3	-0,823	0,239	-0,198	-0,249	0,090	0,232	0,127	-0,467	-0,279
K2	0,808	-0,229	0,118	0,198	-0,102	-0,054	0,110	0,267	0,288
K4	-0,500	0,102	-0,309	-0,152	-0,077	-0,061	-0,168	-0,322	-0,046
_cons	-0,119	-0,286	-0,343	-0,424	-0,428	-0,361	-0,518	-0,558	-0,795

e(V)	KS62	KS63	KS64	KS65	KS66	KS67	KS68	KS69	KS610
2									
KS62	1								
KS63	0,001	1							
KS64	-0,235	0,084	1						
KS65	0,218	0,407	0,190	1					
KS66	-0,049	-0,403	-0,474	-0,628	1				
KS67	-0,794	0,221	0,004	-0,070	-0,147	1			
KS68	0,219	0,101	0,170	0,127	0,061	-0,305	1		

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS62	KS63	KS64	KS65	KS66	KS67	KS68	KS69	KS610
2									
KS69	-0,014	-0,610	0,007	-0,242	0,003	-0,030	-0,759	1	
KS610	0,017	-0,188	-0,370	-0,476	0,549	-0,289	-0,130	0,113	1
KS611	-0,256	0,124	0,246	-0,613	0,010	0,163	0,021	-0,077	0,169
KS71	0,006	0,416	-0,024	0,182	-0,121	0,077	-0,008	-0,302	-0,076
KS72	-0,090	-0,209	0,066	-0,087	0,089	0,079	0,225	-0,087	0,066
KS11	0,034	0,174	0,060	-0,244	0,166	-0,176	0,249	-0,212	0,292
KS12	0,068	0,161	-0,324	-0,139	0,226	-0,002	-0,096	-0,065	0,287
KS13	0,005	0,034	-0,171	-0,375	0,321	-0,085	0,117	-0,132	0,206
K1	0,102	-0,185	-0,009	-0,076	0,017	-0,332	0,004	0,185	0,134
K3	0,091	0,288	0,505	0,278	-0,738	0,172	-0,076	0,149	-0,528
K2	0,073	-0,387	-0,468	-0,159	0,456	-0,259	-0,002	0,063	0,314
K4	0,002	-0,125	0,385	0,456	-0,281	-0,039	-0,077	0,253	-0,351
_cons	-0,104	0,408	0,327	0,515	-0,241	0,093	0,546	-0,590	-0,289

e(V)	KS611	KS71	KS72	KS11	KS12	KS13	K1	K3	K2
2									
KS611	1								
KS71	-0,109	1							
KS72	0,207	-0,500	1						
KS11	0,424	-0,120	0,123	1					
KS12	0,109	-0,103	-0,058	0,453	1				
KS13	0,284	-0,023	-0,079	0,694	0,563	1			
K1	-0,089	0,003	-0,278	0,166	0,019	0,291	1		
K3	0,066	0,155	-0,195	-0,129	-0,269	-0,246	-0,012	1	
K2	-0,166	-0,024	0,059	-0,013	-0,083	0,154	0,130	-0,622	1
K4	-0,621	0,072	-0,270	-0,394	-0,195	-0,347	0,184	0,361	-0,445
_cons	0,010	-0,029	0,293	0,199	0,012	-0,091	-0,364	-0,038	-0,180

e(V)	K4	_cons
2		
K4	1	
_cons	-0,007	1

e(V)	KS21	KS22	KS23	KS24	KS31	KS32	KS33	KS34	KS41
3									
KS21	0,944	0,120	0,096	-0,164	-0,558	0,528	0,120	-0,044	-0,062
KS22	0,106	0,880	0,051	0,283	0,245	-0,219	0,072	0,029	0,136
KS23	0,061	0,051	0,641	-0,035	-0,134	0,134	-0,162	0,098	0,015

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS21	KS22	KS23	KS24	KS31	KS32	KS33	KS34	KS41
3									
KS24	0,194	-0,175	0,097	-0,265	-0,029	0,005	-0,094	0,010	-0,062
KS31	-0,575	0,234	-0,182	0,139	0,964	-0,958	-0,016	0,120	0,068
KS32	0,548	-0,207	0,184	-0,129	-0,961	0,964	0,017	-0,118	-0,058
KS33	0,100	0,064	-0,160	0,335	-0,013	0,016	0,936	0,090	-0,012
KS34	-0,039	0,014	0,094	-0,153	0,133	-0,132	0,091	0,856	-0,039
KS41	-0,062	0,137	0,012	0,048	0,069	-0,059	-0,020	-0,029	0,095
KS42	0,492	-0,242	0,212	-0,226	-0,467	0,443	-0,120	-0,047	-0,112
KS43	-0,045	-0,085	0,018	-0,193	-0,030	0,041	0,135	0,139	-0,021
KS44	0,185	-0,421	-0,060	-0,283	-0,144	0,118	-0,191	-0,045	-0,111
KS45	0,326	-0,366	-0,122	0,080	-0,479	0,459	0,133	-0,047	-0,205
KS46	0,092	-0,190	0,049	-0,280	-0,151	0,152	0,110	0,147	-0,074
KS51	0,024	-0,232	-0,066	-0,358	-0,375	0,385	-0,002	0,236	-0,072
KS52	0,008	-0,394	-0,316	-0,056	-0,200	0,189	0,029	-0,248	-0,206
KS53	0,487	-0,472	0,028	-0,366	-0,282	0,240	-0,117	-0,066	-0,149
KS61	0,320	-0,423	0,099	-0,272	-0,288	0,248	-0,284	-0,010	-0,136
KS62	-0,070	0,064	-0,010	-0,089	-0,091	0,119	-0,052	0,022	-0,008
KS63	-0,036	0,195	-0,018	-0,010	0,096	-0,084	0,060	0,056	0,069
KS64	-0,387	0,256	-0,211	0,303	0,428	-0,416	-0,001	-0,053	0,106
KS65	-0,359	0,453	0,096	0,218	0,280	-0,244	-0,048	-0,007	0,217
KS66	0,496	-0,310	0,214	-0,238	-0,442	0,415	0,098	0,031	-0,179
KS67	-0,034	0,002	-0,028	0,162	0,174	-0,189	0,315	0,011	0,025
KS68	-0,055	0,182	-0,066	0,119	0,074	-0,064	0,027	-0,276	0,034
KS69	-0,064	-0,234	-0,008	-0,017	-0,024	0,013	-0,079	0,129	-0,091
KS610	0,448	-0,235	0,223	-0,259	-0,433	0,417	-0,225	0,150	-0,097
KS611	0,038	-0,123	-0,283	-0,002	0,056	-0,064	0,084	-0,076	-0,013
KS71	-0,068	0,023	0,051	-0,431	0,037	-0,024	-0,272	0,197	0,064
KS72	0,134	0,251	-0,041	0,536	0,107	-0,113	0,290	-0,163	0,009
KS11	-0,026	0,048	-0,022	-0,103	0,088	-0,084	-0,073	0,026	-0,021
KS12	0,305	-0,065	0,059	-0,129	-0,320	0,317	0,189	-0,058	-0,002
KS13	0,300	-0,039	-0,128	-0,293	-0,094	0,076	0,026	-0,061	-0,063
K1	-0,087	-0,143	-0,051	-0,305	0,118	-0,135	-0,525	-0,050	-0,064
K3	-0,553	0,128	-0,265	0,173	0,427	-0,403	0,064	0,035	0,054
K2	0,385	-0,018	0,084	-0,193	-0,265	0,243	-0,251	-0,014	-0,074
K4	-0,294	0,035	0,140	0,108	0,158	-0,149	-0,066	0,040	0,022
_cons	-0,205	0,383	0,017	0,310	0,260	-0,237	0,277	-0,031	0,161

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS42	KS43	KS44	KS45	KS46	KS51	KS52	KS53	KS61
3									
KS21	0,523	-0,019	0,176	0,320	0,086	0,033	0,024	0,482	0,340
KS22	-0,162	-0,059	-0,393	-0,352	-0,212	-0,202	-0,364	-0,504	-0,465
KS23	0,140	-0,106	-0,027	-0,066	-0,046	-0,089	-0,251	0,017	0,048
KS24	0,286	-0,200	0,193	0,047	-0,136	-0,188	-0,018	0,307	0,286
KS31	-0,417	0,016	-0,141	-0,496	-0,170	-0,379	-0,204	-0,313	-0,296
KS32	0,396	-0,007	0,116	0,480	0,170	0,390	0,194	0,270	0,251
KS33	-0,111	0,147	-0,188	0,119	0,064	0,019	0,033	-0,150	-0,322
KS34	-0,022	0,169	-0,073	-0,038	0,094	0,220	-0,211	-0,033	0,020
KS41	-0,099	-0,029	-0,105	-0,198	-0,074	-0,070	-0,206	-0,155	-0,160
KS42	0,814	-0,113	0,214	0,353	0,121	0,011	0,168	0,446	0,313
KS43	-0,101	0,927	-0,068	0,019	0,842	0,455	0,203	-0,007	0,047
KS44	0,194	-0,079	0,863	0,265	0,073	0,101	0,271	0,542	0,468
KS45	0,322	0,036	0,240	0,982	0,127	-0,008	0,707	0,351	0,354
KS46	0,078	0,899	0,030	0,136	0,883	0,502	0,297	0,154	0,177
KS51	-0,059	0,370	0,124	0,010	0,464	0,919	0,243	0,004	0,145
KS52	0,112	0,193	0,264	0,675	0,274	0,240	0,935	0,208	0,262
KS53	0,408	0,026	0,487	0,349	0,154	-0,041	0,215	0,910	0,649
KS61	0,265	0,051	0,398	0,306	0,165	0,122	0,208	0,628	0,874
KS62	0,037	0,234	-0,224	0,034	0,256	0,200	0,160	-0,186	-0,379
KS63	-0,031	0,056	-0,067	-0,201	0,013	0,029	-0,168	-0,173	-0,187
KS64	-0,599	-0,529	-0,128	-0,328	-0,667	-0,306	-0,274	-0,361	-0,291
KS65	-0,315	0,144	-0,606	-0,500	-0,034	-0,136	-0,485	-0,659	-0,513
KS66	0,666	-0,111	0,328	0,453	0,074	0,011	0,227	0,540	0,337
KS67	-0,177	0,202	0,041	-0,075	0,084	-0,025	-0,066	0,015	0,224
KS68	0,139	-0,298	-0,188	-0,090	-0,273	-0,239	-0,007	-0,132	-0,484
KS69	-0,168	0,082	0,132	0,213	0,102	0,115	0,203	0,110	0,322
KS610	0,452	-0,081	0,423	0,342	0,133	0,101	0,118	0,498	0,325
KS611	-0,075	-0,253	0,465	0,042	-0,222	-0,025	0,133	0,240	0,047
KS71	-0,122	0,168	0,105	-0,278	0,173	0,339	-0,105	-0,031	0,010
KS72	0,128	-0,169	-0,117	0,140	-0,258	-0,513	0,009	-0,056	-0,168
KS11	0,002	-0,204	0,175	-0,094	-0,147	0,009	0,021	0,050	-0,180
KS12	0,110	0,210	0,182	0,189	0,308	0,119	0,023	0,177	-0,033
KS13	0,168	-0,022	0,294	-0,035	0,056	0,193	0,088	0,277	0,060
K1	0,056	0,011	0,225	-0,103	0,108	0,079	0,050	0,207	0,258
K3	-0,727	0,221	-0,199	-0,237	0,053	0,194	0,102	-0,427	-0,267
K2	0,651	-0,185	0,136	0,208	-0,024	-0,020	0,137	0,245	0,293

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS42	KS43	KS44	KS45	KS46	KS51	KS52	KS53	KS61
3									
K4	-0,425	0,078	-0,352	-0,157	-0,005	-0,044	-0,201	-0,275	-0,042
_cons	-0,109	-0,287	-0,295	-0,356	-0,379	-0,337	-0,427	-0,496	-0,674

e(V)	KS62	KS63	KS64	KS65	KS66	KS67	KS68	KS69	KS610
3									
KS21	-0,061	-0,225	-0,410	-0,367	0,498	-0,035	-0,090	-0,015	0,429
KS22	0,092	0,275	0,222	0,479	-0,341	-0,025	0,188	-0,233	-0,269
KS23	-0,022	-0,012	-0,084	0,045	0,159	-0,053	-0,011	-0,023	0,212
KS24	-0,250	-0,262	-0,080	-0,222	0,441	0,011	0,023	-0,003	0,159
KS31	-0,080	0,118	0,407	0,321	-0,429	0,155	0,081	0,005	-0,437
KS32	0,109	-0,083	-0,395	-0,285	0,402	-0,171	-0,067	-0,024	0,421
KS33	-0,041	0,113	0,021	-0,025	0,049	0,299	0,033	-0,081	-0,247
KS34	-0,005	0,070	-0,037	-0,024	0,063	0,023	-0,286	0,199	0,128
KS41	-0,005	0,180	0,100	0,218	-0,190	0,020	0,047	-0,135	-0,098
KS42	0,076	-0,341	-0,627	-0,354	0,641	-0,202	0,076	-0,044	0,468
KS43	0,255	0,240	-0,523	0,117	-0,138	0,186	-0,349	0,127	-0,050
KS44	-0,241	-0,173	-0,146	-0,597	0,358	0,070	-0,221	0,182	0,455
KS45	0,022	-0,562	-0,305	-0,529	0,465	-0,058	-0,133	0,365	0,341
KS46	0,257	0,120	-0,660	-0,049	0,053	0,143	-0,355	0,162	0,090
KS51	0,157	0,279	-0,239	-0,190	0,031	0,001	-0,243	0,071	0,130
KS52	0,143	-0,416	-0,229	-0,503	0,255	-0,053	-0,046	0,310	0,144
KS53	-0,216	-0,354	-0,346	-0,661	0,534	0,062	-0,133	0,116	0,461
KS61	-0,367	-0,347	-0,264	-0,476	0,340	0,207	-0,505	0,395	0,328
KS62	0,924	-0,002	-0,205	0,177	-0,050	-0,731	0,178	0,015	0,016
KS63	-0,003	0,333	0,001	0,172	-0,108	0,092	0,080	-0,254	-0,098
KS64	-0,232	0,124	0,870	0,213	-0,440	0,038	0,181	-0,057	-0,362
KS65	0,194	0,392	0,181	0,896	-0,593	-0,046	0,085	-0,202	-0,443
KS66	-0,010	-0,350	-0,483	-0,563	0,908	-0,159	0,062	-0,018	0,549
KS67	-0,764	0,200	0,053	-0,039	-0,142	0,924	-0,262	-0,041	-0,280
KS68	0,183	0,066	0,090	0,086	0,078	-0,233	0,860	-0,652	-0,111
KS69	-0,012	-0,350	0,062	-0,168	-0,042	-0,033	-0,502	0,649	0,083
KS610	0,021	-0,173	-0,383	-0,450	0,538	-0,268	-0,118	0,091	0,930
KS611	-0,239	0,073	0,230	-0,515	0,044	0,144	0,059	-0,085	0,124
KS71	0,010	0,364	-0,021	0,134	-0,083	0,050	-0,019	-0,252	-0,030
KS72	-0,089	-0,180	0,066	-0,015	0,047	0,113	0,221	-0,102	-0,037
KS11	0,015	0,104	0,126	-0,248	0,155	-0,171	0,219	-0,141	0,277
KS12	0,085	0,126	-0,302	-0,141	0,202	-0,034	-0,099	-0,032	0,308
KS13	-0,002	0,016	-0,110	-0,348	0,283	-0,087	0,111	-0,106	0,192
K1	0,105	-0,172	-0,077	-0,055	0,035	-0,291	-0,012	0,167	0,117

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS62	KS63	KS64	KS65	KS66	KS67	KS68	KS69	KS610
3									
K3	0,078	0,276	0,464	0,268	-0,682	0,156	-0,049	0,106	-0,490
K2	0,070	-0,374	-0,412	-0,184	0,394	-0,218	-0,032	0,105	0,296
K4	0,016	-0,063	0,282	0,432	-0,269	-0,035	-0,100	0,215	-0,301
_cons	-0,127	0,318	0,297	0,421	-0,191	0,117	0,467	-0,485	-0,274

e(V)	KS611	KS71	KS72	KS11	KS12	KS13	K1	K3	K2
3									
KS21	0,037	-0,049	0,118	-0,008	0,354	0,339	-0,098	-0,591	0,410
KS22	-0,138	0,063	0,201	0,071	-0,057	-0,030	-0,131	0,139	-0,006
KS23	-0,172	0,016	0,025	0,043	-0,004	-0,082	-0,026	-0,200	0,068
KS24	-0,039	0,085	-0,085	0,057	-0,018	0,162	0,081	-0,403	0,231
KS31	0,014	0,058	0,051	0,069	-0,317	-0,121	0,124	0,439	-0,271
KS32	-0,023	-0,044	-0,056	-0,064	0,314	0,103	-0,141	-0,417	0,250
KS33	0,063	-0,259	0,294	-0,046	0,249	0,029	-0,558	0,095	-0,265
KS34	-0,076	0,204	-0,185	0,001	-0,071	-0,063	-0,035	0,010	0,007
KS41	-0,002	0,076	0,002	-0,008	-0,006	-0,062	-0,060	0,051	-0,066
KS42	-0,097	-0,118	0,090	0,032	0,132	0,219	0,070	-0,693	0,642
KS43	-0,240	0,238	-0,304	-0,199	0,315	-0,028	0,028	0,234	-0,220
KS44	0,427	0,025	-0,058	0,208	0,206	0,328	0,189	-0,227	0,162
KS45	0,045	-0,301	0,164	-0,125	0,207	-0,032	-0,109	-0,243	0,191
KS46	-0,232	0,212	-0,304	-0,167	0,343	0,072	0,072	0,084	-0,079
KS51	0,023	0,327	-0,513	0,031	0,093	0,214	0,093	0,203	-0,037
KS52	0,138	-0,121	0,001	0,000	0,037	0,087	0,056	0,115	0,099
KS53	0,240	-0,047	-0,021	0,026	0,199	0,292	0,189	-0,435	0,242
KS61	0,048	-0,002	-0,147	-0,204	-0,020	0,031	0,218	-0,269	0,264
KS62	-0,227	0,019	-0,113	0,015	0,057	-0,001	0,115	0,115	0,047
KS63	0,005	0,128	-0,026	0,095	0,054	0,067	-0,086	0,038	-0,067
KS64	0,246	-0,051	0,122	0,112	-0,338	-0,151	-0,059	0,420	-0,369
KS65	-0,518	0,185	-0,088	-0,243	-0,133	-0,374	-0,052	0,286	-0,198
KS66	0,004	-0,133	0,121	0,172	0,260	0,288	-0,017	-0,708	0,420
KS67	0,145	0,072	0,102	-0,173	0,007	-0,095	-0,323	0,144	-0,230
KS68	0,024	-0,036	0,225	0,231	-0,087	0,128	-0,002	-0,089	0,020
KS69	-0,016	-0,151	-0,121	-0,154	-0,052	-0,120	0,147	0,164	-0,028
KS610	0,143	-0,074	0,052	0,289	0,290	0,210	0,119	-0,522	0,312
KS611	0,811	-0,121	0,184	0,383	0,090	0,287	-0,112	0,029	-0,078
KS71	-0,085	0,893	-0,464	-0,078	-0,104	0,027	0,006	0,138	-0,009
KS72	0,110	-0,414	0,781	0,062	-0,023	-0,087	-0,251	-0,147	0,058
KS11	0,377	-0,097	0,099	0,826	0,337	0,572	0,178	-0,079	-0,058
KS12	0,107	-0,092	-0,041	0,393	0,799	0,474	0,043	-0,236	-0,082

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS611	KS71	KS72	KS11	KS12	KS13	K1	K3	K2
3									
KS13	0,255	0,000	-0,087	0,593	0,482	0,879	0,289	-0,200	0,108
K1	-0,121	-0,017	-0,285	0,151	0,030	0,288	0,870	-0,042	0,155
K3	0,065	0,158	-0,178	-0,124	-0,264	-0,235	-0,024	0,896	-0,542
K2	-0,132	-0,019	0,032	-0,046	-0,073	0,135	0,152	-0,508	0,809
K4	-0,546	0,074	-0,245	-0,343	-0,186	-0,340	0,168	0,308	-0,387
_cons	0,012	-0,049	0,264	0,186	-0,006	-0,049	-0,303	-0,030	-0,155

e(V)	K4	_cons	KS21	KS22	KS23	KS24	KS31	KS32	KS33
3									
KS21	-0.305	-0.233	1						
KS22	0.051	0.420	0.181	1					
KS23	0.073	0.050	0.034	0.060	1				
KS24	0.018	-0.054	0.195	-0.200	-0.009	1			
KS31	0.208	0.274	-0.553	0.263	-0.175	-0.004	1		
KS32	-0.200	-0.247	0.525	-0.236	0.171	-0.015	-0.995	1	
KS33	-0.030	0.310	0.096	0.084	-0.196	-0.103	0.001	0.005	1
KS34	0.047	-0.045	-0.040	0.016	0.182	0.015	0.141	-0.144	0.087
KS41	0.012	0.192	-0.056	0.137	0.026	-0.092	0.067	-0.058	-0.022
KS42	-0.386	-0.204	0.499	-0.269	0.121	0.211	-0.479	0.452	-0.150
KS43	0.078	-0.310	-0.030	-0.082	-0.144	-0.211	-0.011	0.023	0.147
KS44	-0.343	-0.368	0.165	-0.450	-0.067	0.212	-0.144	0.117	-0.217
KS45	-0.141	-0.417	0.311	-0.346	-0.056	0.049	-0.482	0.466	0.125
KS46	-0.008	-0.426	0.105	-0.192	-0.087	-0.139	-0.136	0.138	0.115
KS51	-0.068	-0.357	-0.001	-0.256	-0.025	-0.164	-0.403	0.414	0.010
KS52	-0.169	-0.494	-0.002	-0.367	-0.278	0.017	-0.198	0.191	0.041
KS53	-0.271	-0.519	0.504	-0.471	0.016	0.257	-0.269	0.226	-0.159
KS61	-0.053	-0.694	0.319	-0.430	0.019	0.310	-0.254	0.208	-0.306
KS62	0.015	-0.137	-0.060	0.081	-0.002	-0.336	-0.101	0.125	-0.044
KS63	-0.072	0.201	-0.064	0.168	-0.030	0.111	0.109	-0.072	0.058
KS64	0.258	0.374	-0.401	0.275	-0.043	-0.025	0.427	-0.413	0.016
KS65	0.428	0.459	-0.330	0.471	0.092	-0.298	0.289	-0.260	-0.035
KS66	-0.286	-0.209	0.501	-0.331	0.041	0.446	-0.424	0.397	0.079
KS67	-0.017	0.130	-0.034	-0.009	-0.088	0.081	0.185	-0.196	0.326
KS68	-0.106	0.463	-0.037	0.190	-0.032	0.006	0.049	-0.033	0.015
KS69	0.198	-0.410	-0.069	-0.216	0.039	-0.151	-0.033	0.004	-0.064
KS610	-0.340	-0.275	0.427	-0.274	0.202	0.148	-0.441	0.423	-0.260
KS611	-0.540	0.033	0.015	-0.131	-0.198	0.052	0.044	-0.046	0.079
KS71	0.047	-0.052	-0.059	0.001	0.056	0.178	0.018	-0.002	-0.281
KS72	-0.187	0.269	0.144	0.272	-0.020	-0.180	0.123	-0.126	0.295

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	K4	_cons	KS21	KS22	KS23	KS24	KS31	KS32	KS33
3									
KS11	-0.277	0.152	-0.056	0.025	0.099	0.050	0.080	-0.074	-0.056
KS12	-0.173	-0.012	0.287	-0.092	-0.042	-0.016	-0.326	0.325	0.214
KS13	-0.266	-0.089	0.298	-0.024	-0.082	0.136	-0.083	0.066	0.047
K1	0.151	-0.341	-0.065	-0.089	-0.006	0.085	0.138	-0.159	-0.569
K3	0.306	-0.011	-0.546	0.174	-0.108	-0.430	0.427	-0.409	0.087
K2	-0.346	-0.221	0.427	-0.003	0.045	0.174	-0.268	0.246	-0.298
K4	0.863	-0.002	-0.304	0.034	0.127	-0.001	0.169	-0.167	-0.042
_cons	0.003	0.867	-0.216	0.356	0.037	-0.026	0.227	-0.194	0.288

e(V)	KS34	KS41	KS42	KS43	KS44	KS45	KS46	KS51	KS52
3									
KS34	1								
KS41	-0,021	1							
KS42	-0,044	-0,112	1						
KS43	0,118	-0,031	-0,105	1					
KS44	-0,084	-0,114	0,228	-0,055	1				
KS45	-0,016	-0,196	0,342	0,003	0,258	1			
KS46	0,141	-0,083	0,108	0,963	0,043	0,122	1		
KS51	0,212	-0,071	0,006	0,408	0,125	0,012	0,464	1	
KS52	-0,258	-0,200	0,146	0,186	0,275	0,699	0,275	0,291	1
KS53	-0,009	-0,147	0,453	0,006	0,517	0,343	0,167	-0,074	0,153
KS61	0,008	-0,146	0,271	0,062	0,470	0,290	0,171	0,098	0,192
KS62	0,026	-0,003	0,127	0,248	-0,256	0,034	0,261	0,176	0,148
KS63	-0,007	0,065	-0,274	0,083	-0,076	-0,204	0,017	0,059	-0,141
KS64	-0,044	0,112	-0,743	-0,583	-0,147	-0,308	-0,737	-0,273	-0,243
KS65	0,032	0,219	-0,311	0,130	-0,673	-0,491	-0,021	-0,177	-0,483
KS66	0,019	-0,191	0,670	-0,102	0,366	0,440	0,078	-0,002	0,226
KS67	0,015	0,018	-0,253	0,203	0,062	-0,074	0,147	-0,023	-0,063
KS68	-0,279	0,041	0,139	-0,314	-0,254	-0,087	-0,308	-0,225	-0,012
KS69	0,159	-0,087	0,017	0,074	0,164	0,217	0,106	0,107	0,189
KS610	0,100	-0,095	0,467	-0,038	0,462	0,319	0,097	0,108	0,109
KS611	-0,104	-0,012	-0,130	-0,254	0,529	0,044	-0,253	0,018	0,150
KS71	0,154	0,066	-0,096	0,180	0,101	-0,272	0,167	0,381	-0,063
KS72	-0,109	0,004	0,085	-0,213	-0,138	0,141	-0,217	-0,612	-0,065
KS11	0,018	-0,018	-0,012	-0,198	0,214	-0,078	-0,161	0,068	0,049
KS12	-0,152	-0,014	0,113	0,308	0,265	0,177	0,326	0,135	0,044
KS13	-0,036	-0,061	0,180	-0,023	0,325	-0,014	0,073	0,206	0,101
K1	-0,038	-0,055	0,097	0,027	0,234	-0,109	0,072	0,048	0,031
K3	0,020	0,051	-0,683	0,209	-0,234	-0,231	0,067	0,186	0,090

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS34	KS41	KS42	KS43	KS44	KS45	KS46	KS51	KS52
3									
K2	0,001	-0,069	0,740	-0,203	0,145	0,205	-0,045	-0,047	0,105
K4	0,054	0,023	-0,404	0,078	-0,389	-0,153	-0,010	-0,048	-0,185
_cons	-0,050	0,170	-0,173	-0,301	-0,347	-0,345	-0,399	-0,300	-0,402

e(V)	KS53	KS61	KS62	KS63	KS64	KS65	KS66	KS67	KS68
3									
KS53	1								
KS61	0,605	1							
KS62	-0,197	-0,407	1						
KS63	-0,152	-0,258	-0,240	1					
KS64	-0,374	-0,266	-0,268	0,167	1				
KS65	-0,596	-0,447	0,214	0,031	0,168	1			
KS66	0,502	0,386	-0,040	-0,162	-0,484	-0,584	1		
KS67	0,037	0,241	-0,807	0,261	0,068	-0,062	-0,134	1	
KS68	-0,106	-0,591	0,187	0,212	0,108	0,079	0,072	-0,247	1
KS69	0,075	0,362	0,170	-0,805	-0,068	-0,077	-0,048	-0,164	-0,658
KS610	0,477	0,335	-0,005	-0,077	-0,369	-0,419	0,536	-0,283	-0,116
KS611	0,195	0,021	-0,261	0,150	0,282	-0,668	0,041	0,162	0,026
KS71	-0,066	-0,011	-0,012	0,232	-0,031	0,065	-0,098	0,063	-0,003
KS72	0,036	-0,173	-0,076	-0,030	0,068	0,013	0,070	0,129	0,248
KS11	0,034	-0,180	-0,001	0,084	0,143	-0,264	0,114	-0,148	0,172
KS12	0,145	0,000	0,052	0,049	-0,317	-0,187	0,243	-0,008	-0,117
KS13	0,285	0,044	-0,001	0,002	-0,124	-0,350	0,251	-0,082	0,076
K1	0,223	0,273	0,109	-0,156	-0,079	-0,036	0,020	-0,344	-0,031
K3	-0,403	-0,209	0,115	-0,079	0,424	0,319	-0,719	0,122	-0,128
K2	0,287	0,221	0,088	-0,110	-0,455	-0,163	0,407	-0,250	0,110
K4	-0,281	0,016	0,031	-0,190	0,270	0,524	-0,284	-0,046	-0,172
_cons	-0,476	-0,798	-0,136	0,420	0,344	0,350	-0,225	0,132	0,568

e(V)	KS69	KS610	KS611	KS71	KS72	KS11	KS12	KS13	K1
3									
KS69	1								
KS610	0,076	1							
KS611	-0,099	0,099	1						
KS71	-0,222	-0,066	-0,014	1					
KS72	-0,141	-0,032	0,083	-0,508	1				
KS11	-0,086	0,246	0,375	-0,043	0,030	1			
KS12	-0,006	0,315	0,133	-0,051	-0,113	0,504	1		

se nadaljuje

nadaljevanje

e(V)	KS69	KS610	KS611	KS71	KS72	KS11	KS12	KS13	K1
3									
KS13	-0,043	0,171	0,277	0,024	-0,082	0,708	0,585	1	
K1	0,187	0,147	-0,113	-0,017	-0,233	0,137	0,043	0,283	1
K3	0,255	-0,482	-0,015	0,115	-0,143	-0,042	-0,218	-0,164	-0,012
K2	-0,040	0,296	-0,138	-0,008	0,094	-0,087	-0,115	0,084	0,188
K4	0,290	-0,280	-0,660	0,021	-0,226	-0,278	-0,157	-0,283	0,166
_cons	-0,556	-0,270	0,082	-0,013	0,258	0,128	-0,044	-0,096	-0,364

e(V)	K3	K2	K4	_cons
3				
K3	1			
K2	-0,522	1		
K4	0,351	-0,431	1	
_cons	-0,130	-0,142	-0,087	1

Priloga 2: Izračun regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino delno zdravih podjetij in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina podjetja v stečaju

Tabela 2: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino delno zdravih podjetij in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina podjetja v stečaju

Tipp	Coef.	Std.Err.	z	P> z 	[95% Conf. Interval]	
1 (base outcome)						
2						
KS21	0,334	0,152	2,190	0,028	0,036	0,632
KS22	-0,249	0,111	-2,240	0,025	-0,468	-0,031
KS23	-0,002	0,004	-0,420	0,672	-0,008	0,005
KS24	0,000	0,000	-1,410	0,159	-0,001	0,000
KS31	-13,163	7,272	-1,810	0,070	-27,417	1,091
KS32	12,820	7,604	1,690	0,092	-2,084	27,725
KS33	1,839	43,175	0,040	0,966	-82,781	86,460
KS34	3,770	9,770	0,390	0,700	-15,378	22,918
KS41	-0,001	0,001	-0,740	0,457	-0,003	0,002
KS42	29,062	29,963	0,970	0,332	-29,664	87,788
KS43	-1,159	2,411	-0,480	0,631	-5,885	3,566
KS44	0,003	0,003	1,350	0,177	-0,002	0,008
KS45	5,054	2,488	2,030	0,042	0,178	9,930
KS46	38,257	28,483	1,340	0,179	-17,569	94,082
KS51	0,042	0,037	1,150	0,249	-0,030	0,114
KS52	0,061	0,056	1,080	0,280	-0,049	0,171
KS61	253,750	122,849	2,070	0,039	12,971	494,529
KS62	-9,859	60,224	-0,160	0,870	-127,897	108,178
KS63	-0,921	0,911	-1,010	0,312	-2,707	0,864
KS64	-58,731	42,709	-1,380	0,169	-142,440	24,977
KS65	-2,806	1,035	-2,710	0,007	-4,836	-0,777
KS66	0,061	0,034	1,790	0,073	-0,006	0,128
KS67	-0,033	0,591	-0,060	0,956	-1,190	1,125
KS68	-0,993	1,852	-0,540	0,592	-4,623	2,638
KS69	1,228	2,025	0,610	0,544	-2,741	5,196
KS610	0,000	0,000	1,490	0,136	0,000	0,000
KS611	47,339	58,424	0,810	0,418	-67,170	161,848
KS71	0,000	0,000	-0,080	0,932	0,000	0,000
KS72	0,000	0,000	-1,240	0,217	0,000	0,000
KS11	0,019	0,095	0,200	0,845	-0,167	0,204

se nadaljuje

nadaljevanje

Tipp	Coef.	Std.Err.	z	P> z 	[95% Conf. Interval]	
2						
KS12	0,110	0,098	1,120	0,263	-0,083	0,302
KS13	0,157	0,109	1,440	0,150	-0,057	0,371
K1	11,756	11,491	1,020	0,306	-10,765	34,277
K3	-38,185	39,050	-0,980	0,328	-114,722	38,353
K2	5,168	40,369	0,130	0,898	-73,953	84,289
K4	-44,331	94,185	-0,470	0,638	-228,930	140,269
_cons	-254,623	116,963	-2,180	0,029	-483,866	-25,381
3						
KS21	0,250	0,156	1,600	0,109	-0,056	0,556
KS22	-0,380	0,117	-3,250	0,001	-0,610	-0,151
KS23	-0,001	0,004	-0,370	0,712	-0,009	0,006
KS24	0,000	0,000	0,870	0,383	0,000	0,001
KS31	-13,711	7,369	-1,860	0,063	-28,153	0,731
KS32	13,026	7,672	1,700	0,090	-2,010	28,062
KS33	22,745	43,904	0,520	0,604	-63,305	108,795
KS34	-6,549	10,529	-0,620	0,534	-27,185	14,088
KS41	-0,001	0,001	-0,780	0,433	-0,004	0,002
KS42	58,101	28,477	2,040	0,041	2,286	113,915
KS43	0,088	2,322	0,040	0,970	-4,464	4,639
KS44	0,006	0,002	2,450	0,014	0,001	0,011
KS45	5,116	2,509	2,040	0,041	0,199	10,034
KS46	21,481	26,219	0,820	0,413	-29,908	72,869
KS51	0,049	0,038	1,290	0,197	-0,026	0,124
KS52	0,091	0,058	1,570	0,116	-0,022	0,205
KS53	0,101	0,035	2,860	0,004	0,032	0,171
KS61	292,467	129,566	2,260	0,024	38,522	546,411
KS62	-37,130	62,972	-0,590	0,555	-160,554	86,293
KS63	-1,285	2,161	-0,590	0,552	-5,520	2,951
KS64	-70,822	40,753	-1,740	0,082	-150,697	9,053
KS65	-3,069	1,098	-2,800	0,005	-5,222	-0,917
KS66	0,061	0,034	1,800	0,072	-0,005	0,127
KS67	0,053	0,597	0,090	0,929	-1,117	1,223
KS68	-1,906	1,991	-0,960	0,339	-5,809	1,997
KS69	2,649	3,003	0,880	0,378	-3,236	8,533
KS610	0,000	0,000	1,790	0,073	0,000	0,000
KS611	43,010	63,736	0,670	0,500	-81,911	167,930
KS71	0,000	0,000	0,280	0,783	0,000	0,000

se nadaljuje

nadaljevanje

Tipp	Coef.	Std.Err.	z	P> z 	[95% Conf. Interval]	
3						
KS72	0,000	0,000	-1,790	0,074	0,000	0,000
KS11	0,076	0,106	0,720	0,474	-0,132	0,285
KS12	0,269	0,108	2,480	0,013	0,057	0,481
KS13	0,231	0,116	1,990	0,047	0,004	0,458
K1	3,087	12,192	0,250	0,800	-20,809	26,983
K3	-43,231	41,540	-1,040	0,298	-124,648	38,187
K2	20,468	41,785	0,490	0,624	-61,429	102,366
K4	-29,996	95,731	-0,310	0,754	-217,626	157,633
_cons	-265,301	127,520	-2,080	0,037	-515,236	-15,366

Priloga 3: Izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina delno zdrava podjetja.

Tabela 3: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina delno zdrava podjetja.

Tipp	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf. Interval]	
1						
KS21	-0,334	0,152	-2,190	0,028	-0,632	-0,036
KS22	0,249	0,111	2,240	0,025	0,031	0,468
KS23	0,002	0,004	0,420	0,672	-0,005	0,008
KS24	0,000	0,000	1,410	0,159	0,000	0,001
KS31	13,163	7,272	1,810	0,070	-1,091	27,417
KS32	-12,820	7,604	-1,690	0,092	-27,725	2,084
KS33	-1,839	43,175	-0,040	0,966	-86,460	82,781
KS34	-3,770	9,770	-0,390	0,700	-22,918	15,378
KS41	0,001	0,001	0,740	0,457	-0,002	0,003
KS42	-29,062	29,963	-0,970	0,332	-87,788	29,664
KS43	1,159	2,411	0,480	0,631	-3,566	5,885
KS44	-0,003	0,003	-1,350	0,177	-0,008	0,002
KS45	-5,054	2,488	-2,030	0,042	-9,930	-0,178
KS46	-38,257	28,483	-1,340	0,179	-94,082	17,569
KS51	-0,042	0,037	-1,150	0,249	-0,114	0,030
KS52	-0,061	0,056	-1,080	0,280	-0,171	0,049
KS53	-0,102	0,034	-2,960	0,003	-0,169	-0,034
KS61	-253,750	122,849	-2,070	0,039	-494,529	-12,971
KS62	9,859	60,224	0,160	0,870	-108,178	127,897
KS63	0,921	0,911	1,010	0,312	-0,864	2,707
KS64	58,731	42,709	1,380	0,169	-24,977	142,440
KS65	2,806	1,035	2,710	0,007	0,777	4,836
KS66	-0,061	0,034	-1,790	0,073	-0,128	0,006
KS67	0,033	0,591	0,060	0,956	-1,125	1,190
KS68	0,993	1,852	0,540	0,592	-2,638	4,623
KS69	-1,228	2,025	-0,610	0,544	-5,196	2,741
KS610	0,000	0,000	-1,490	0,136	0,000	0,000
KS611	-47,339	58,424	-0,810	0,418	-161,848	67,170
KS71	0,000	0,000	0,080	0,932	0,000	0,000
KS72	0,000	0,000	1,240	0,217	0,000	0,000
KS11	-0,018	0,095	-0,200	0,845	-0,204	0,167

se nadaljuje

nadaljevanje

Tip	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf. Interval]	
1						
KS12	-0,110	0,098	-1,120	0,263	-0,302	0,083
KS13	-0,157	0,109	-1,440	0,150	-0,371	0,057
K1	-11,756	11,491	-1,020	0,306	-34,277	10,765
K3	38,185	39,050	0,980	0,328	-38,353	114,722
K2	-5,168	40,369	-0,130	0,898	-84,289	73,953
K4	44,331	94,185	0,470	0,638	-140,269	228,930
_cons	254,623	116,963	2,180	0,029	25,381	483,866
2 (base outcome)						
3						
KS21	-0,083	0,052	-1,610	0,108	-0,185	0,018
KS22	-0,131	0,056	-2,320	0,020	-0,241	-0,021
KS23	0,000	0,003	0,000	0,997	-0,006	0,006
KS24	0,001	0,000	1,470	0,143	0,000	0,002
KS31	-0,547	1,976	-0,280	0,782	-4,420	3,325
KS32	0,206	2,055	0,100	0,920	-3,823	4,234
KS33	20,906	15,641	1,340	0,181	-9,749	51,561
KS34	-10,319	5,492	-1,880	0,060	-21,084	0,446
KS41	0,000	0,002	-0,050	0,963	-0,003	0,003
KS42	29,039	17,902	1,620	0,105	-6,048	64,126
KS43	1,247	0,908	1,370	0,170	-0,533	3,026
KS44	0,003	0,001	1,950	0,051	0,000	0,005
KS45	0,063	0,474	0,130	0,895	-0,866	0,991
KS46	-16,776	13,436	-1,250	0,212	-43,110	9,558
KS51	0,007	0,015	0,460	0,645	-0,023	0,037
KS52	0,030	0,021	1,480	0,138	-0,010	0,071
KS53	0,000	0,015	-0,020	0,980	-0,030	0,029
KS61	38,717	63,676	0,610	0,543	-86,086	163,520
KS62	-27,271	24,106	-1,130	0,258	-74,519	19,977
KS63	-0,364	2,046	-0,180	0,859	-4,375	3,647
KS64	-12,091	21,350	-0,570	0,571	-53,935	29,754
KS65	-0,263	0,491	-0,540	0,592	-1,225	0,699
KS66	0,000	0,015	-0,020	0,985	-0,029	0,028
KS67	0,086	0,232	0,370	0,713	-0,370	0,541
KS68	-0,913	1,025	-0,890	0,373	-2,923	1,096
KS69	1,421	2,287	0,620	0,534	-3,061	5,903
KS610	0,000	0,000	0,880	0,379	0,000	0,000
KS611	-4,329	37,855	-0,110	0,909	-78,523	69,865

se nadaljuje

nadaljevanje

Typ	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf. Interval]	
3						
KS71	0,000	0,000	0,780	0,433	0,000	0,000
KS72	0,000	0,000	-1,180	0,239	0,000	0,000
KS11	0,058	0,060	0,950	0,340	-0,061	0,176
KS12	0,159	0,066	2,410	0,016	0,029	0,289
KS13	0,074	0,056	1,330	0,184	-0,035	0,183
K1	-8,669	6,088	-1,420	0,154	-20,601	3,263
K3	-5,046	18,514	-0,270	0,785	-41,332	31,241
K2	15,301	25,452	0,600	0,548	-34,584	65,185
K4	14,335	49,760	0,290	0,773	-83,193	111,862
_cons	-10,678	63,859	-0,170	0,867	-135,839	114,482

Priloga 4: Izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino delno zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina zdrava podjetja

Tabela 4: Prikaz izračunanih regresijskih koeficientov, standardnih napak in stopenj značilnosti za skupino podjetij v stečaju in skupino delno zdravih podjetij v primeru, da so referenčna skupina zdrava podjetja

Tipp	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf. Interval]	
1						
KS21	-0,250	0,156	-1,600	0,109	-0,556	0,056
KS22	0,380	0,117	3,250	0,001	0,151	0,610
KS23	0,001	0,004	0,370	0,712	-0,006	0,009
KS24	0,000	0,000	-0,870	0,383	-0,001	0,000
KS31	13,711	7,369	1,860	0,063	-0,731	28,153
KS32	-13,026	7,672	-1,700	0,090	-28,062	2,010
KS33	-22,745	43,904	-0,520	0,604	-108,795	63,305
KS34	6,549	10,529	0,620	0,534	-14,088	27,185
KS41	0,001	0,001	0,780	0,433	-0,001	0,003
KS42	-58,101	28,477	-2,040	0,041	-113,915	-2,286
KS43	-0,088	2,322	-0,040	0,970	-4,639	4,464
KS44	-0,006	0,002	-2,450	0,014	-0,011	-0,001
KS45	-5,116	2,509	-2,040	0,041	-10,034	-0,199
KS46	-21,481	26,219	-0,820	0,413	-72,869	29,908
KS51	-0,049	0,038	-1,290	0,197	-0,124	0,026
KS52	-0,091	0,058	-1,570	0,116	-0,205	0,022
KS53	-0,101	0,035	-2,860	0,004	-0,171	-0,032
KS61	-292,467	129,566	-2,260	0,024	-546,411	-38,522
KS62	37,130	62,972	0,590	0,555	-86,293	160,554
KS63	1,285	2,161	0,590	0,552	-2,951	5,520
KS64	70,822	40,753	1,740	0,082	-9,053	150,697
KS65	3,069	1,098	2,800	0,005	0,917	5,222
KS66	-0,061	0,034	-1,800	0,072	-0,127	0,005
KS67	-0,053	0,597	-0,090	0,929	-1,223	1,117
KS68	1,906	1,991	0,960	0,339	-1,997	5,809
KS69	-2,649	3,003	-0,880	0,378	-8,533	3,236
KS610	0,000	0,000	-1,790	0,073	0,000	0,000
KS611	-43,010	63,736	-0,670	0,500	-167,930	81,911
KS71	0,000	0,000	-0,280	0,783	0,000	0,000
KS72	0,000	0,000	1,790	0,074	0,000	0,000
KS11	-0,076	0,106	-0,720	0,474	-0,285	0,132
KS12	-0,269	0,108	-2,480	0,013	-0,481	-0,057

se nadaljuje

nadaljevanje

Typ	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf. Interval]	
1						
KS13	-0,231	0,116	-1,990	0,047	-0,458	-0,004
K1	-3,087	12,192	-0,250	0,800	-26,983	20,809
K307	43,231	41,540	1,040	0,298	-38,187	124,648
K2	-20,468	41,785	-0,490	0,624	-102,366	61,429
K4	29,996	95,731	0,310	0,754	-157,633	217,626
_cons	265,301	127,520	2,080	0,037	15,366	515,236
2						
KS21	0,083	0,052	1,610	0,108	-0,018	0,185
KS22	0,131	0,056	2,320	0,020	0,021	0,241
KS23	0,000	0,003	0,000	0,997	-0,006	0,006
KS24	-0,001	0,000	-1,470	0,143	-0,002	0,000
KS31	0,547	1,976	0,280	0,782	-3,325	4,420
KS32	-0,206	2,055	-0,100	0,920	-4,234	3,823
KS33	-20,906	15,641	-1,340	0,181	-51,561	9,749
KS34	10,319	5,492	1,880	0,060	-0,446	21,084
KS41	0,000	0,002	0,050	0,963	-0,003	0,003
KS42	-29,039	17,902	-1,620	0,105	-64,126	6,048
KS43	-1,247	0,908	-1,370	0,170	-3,026	0,533
KS44	-0,003	0,001	-1,950	0,051	-0,005	0,000
KS45	-0,063	0,474	-0,130	0,895	-0,991	0,866
KS46	16,776	13,436	1,250	0,212	-9,558	43,110
KS51	-0,007	0,015	-0,460	0,645	-0,037	0,023
KS52	-0,030	0,021	-1,480	0,138	-0,071	0,010
KS53	0,000	0,015	0,020	0,980	-0,029	0,030
KS61	-38,717	63,676	-0,610	0,543	-163,520	86,086
KS62	27,271	24,106	1,130	0,258	-19,977	74,519
KS63	0,364	2,046	0,180	0,859	-3,647	4,375
KS64	12,091	21,350	0,570	0,571	-29,754	53,935
KS65	0,263	0,491	0,540	0,592	-0,699	1,225
KS66	0,000	0,015	0,020	0,985	-0,028	0,029
KS67	-0,086	0,232	-0,370	0,713	-0,541	0,370
KS68	0,913	1,025	0,890	0,373	-1,096	2,923
KS69	-1,421	2,287	-0,620	0,534	-5,903	3,061
KS610	0,000	0,000	-0,880	0,379	0,000	0,000
KS611	4,329	37,855	0,110	0,909	-69,865	78,523
KS71	0,000	0,000	-0,780	0,433	0,000	0,000
KS72	0,000	0,000	1,180	0,239	0,000	0,000
KS11	-0,058	0,060	-0,950	0,340	-0,176	0,061

se nadaljuje

nadaljevanje

Tipp	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf. Interval]	
2						
KS12	-0,159	0,066	-2,410	0,016	-0,289	-0,029
KS13	-0,074	0,056	-1,330	0,184	-0,183	0,035
K1	8,669	6,088	1,420	0,154	-3,263	20,601
K307	5,046	18,514	0,270	0,785	-31,241	41,332
K2	-15,301	25,452	-0,600	0,548	-65,185	34,584
K4	-14,335	49,760	-0,290	0,773	-111,862	83,193
_cons	10,678	63,859	0,170	0,867	-114,482	135,839
3 (base outcome)						

Priloga 5: Hausman-McFadden test

Tabela 5: Hausman-McFadden test za preverjanje IIA predpostavke, ko so referenčna skupina delno zdrava podjetja

Omitted	chi2	df	P>chi2	evidence
1	1,277	7	0,989	for Ho
3	3,693	7	0,814	for Ho

Priloga 6: Small-Hsiao test

Tabela 6: Small-Hsiao test za preverjanje IIA predpostavke, ko so referenčna skupina delno zdrava podjetja

Omitted	lnL(full)	lnL(omit)	chi2	df	P>chi2	evidence
1	-30,358	-23,275	14,166	7	0,048	against Ho
3	-24,737	-22,265	4,944	7	0,667	for Ho

Priloga 7: Hausman-McFadden test

Tabela 7: Hausman-McFadden test za preverjanje IIA predpostavkev, ko so referenčna skupina zdrava podjetja

Omitted	chi2	df	P>chi2	evidence
1	4,657	7	0,002	for Ho
2	8,444	7	0,295	for Ho

Priloga 8: Small-Hsiao test

Tabela 8: Small-Hsiao test za preverjanje IIA predpostavke, ko so referenčna skupina zdrava podjetja

Omitted	lnL(full)	lnL(omit)	chi2	df	P>chi2	evidence
1	-50,455	-30,280	40,349	7	0	against Ho
2	-59,000	-22,183	73,636	7	0	against Ho