

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

**VPLIV NIVOJA TER ROČNOSTI ZADOLŽENOSTI NA
PREŽIVETJE GOSPODARSKIH DRUŽB V ČASU GOSPODARSKE
KRIZE**

Ljubljana, oktober 2017

MIHAEL BABNIK

IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisani Mihael Babnik, študent Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, avtor predloženega dela z naslovom Vpliv nivoja ter ročnosti zadolženosti na preživetje gospodarskih družb v času gospodarske krize, pripravljenega v sodelovanju s svetovalcem red. prof. dr. Dušanom Mramorjem

IZJAVLJAM

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

V Ljubljani, dne 27.10.2017

Podpis študenta: _____

KAZALO

UVOD	1
1 PREGLED LITERATURE.....	3
1.1 Napoved propadov podjetij.....	3
1.2 Problematika financiranja in običajni nivoji zadolženosti.....	4
1.3 Ročnost financiranja	5
1.4 Zombi podjetja.....	6
1.5 Podjetništvo iz nuje (nadomeščanje zaposlitve)	6
1.6 Eksogeni šoki.....	7
2 DOKAZ VPLIVA NIVOJA TER NAČINA FINANCIRANJA NA USPEŠNO PREŽIVETJE PODJETJA.....	9
2.1 Opredelitev hipotez.....	9
2.2 Obdelava podatkov	11
2.2.1 Obdobje analize	11
2.2.2 Oblikovanje podatkovne baze	12
2.2.3 Kriteriji za vključitev podjetij	12
2.2.4 Kriteriji za vključitev panog.....	13
2.2.5 Kriteriji za prepoznavo zombi podjetij.....	16
2.2.6 Kazalnik zadolženosti.....	18
2.2.7 Struktura končnih podatkov	20
2.3 Analiza.....	24
2.3.1 Spremenljivke.....	25
2.3.2 Modeli.....	28
2.3.3 Model zadolženosti (št. 8)	30
2.3.4 Model zadolženosti in velikosti (št. 9).....	30
2.3.5 Model zadolženosti in ročnosti (št. 10)	31
2.3.6 Mejna stopnja zadolženosti po panogah (št. 5)	31
2.4 Splošne statistike za predstavo o gospodarski situaciji	32
2.5 Rezultati.....	36
2.5.1 Model zadolženosti.....	36
2.5.2 Model zadolženosti in velikosti.....	38

2.5.3	Model zadolženosti in ročnosti	42
2.5.4	Mejna stopnja zadolženosti za posamezno področje SKD.....	44
2.6	Analiza s kvadratnimi modeli.....	45
2.6.1	Kvadratni model zadolženosti.....	46
2.6.2	Kvadratni model zadolženosti, ročnosti in velikosti	48
2.6.3	Mejna stopnja zadolženosti za posamezno področje SKD.....	48
2.7	Posebnosti podjetij, ki lahko izkrivijo rezultat	49
SKLEP.....		50
LITERATURA IN VIRI.....		52

Priloge

KAZALO TABEL

Tabela 1: Izbrana področja dejavnosti po SKD	16
Tabela 2: Število gospodarskih družb po kategorijah v obdelanih podatkih	20
Tabela 3: Struktura vključenih gospodarskih družb.....	21
Tabela 4: Struktura gospodarskih družb po kumulativni vrednosti sredstev	22
Tabela 5: Struktura gospodarskih družb po povprečni vrednosti sredstev (v tisočih €)	22
Tabela 6: Struktura gospodarskih družb po številčnem deležu propadlih	23
Tabela 7: Struktura gospodarskih družb po povprečnem deležu dolga v financiranju	23
Tabela 8: Modeli s finančnim vzvodom uporabljeni v analizi.....	29
Tabela 9: Rezultati modela št. 1	37
Tabela 10: Rezultati modela št. 8	37
Tabela 11: Rezultati modela št. 7	39
Tabela 12: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 3	40
Tabela 13: Rezultati modela št. 9	40
Tabela 14: Rezultati modela št. 10	43
Tabela 15: Mejne stopnje zadolženosti po področjih SKD iz linearnih modelov.....	44
Tabela 16: Rezultati modela št. 13	47
Tabela 17: Rezultati modela št. 14	48
Tabela 18: Rezultati kvadratnega modela	49

KAZALO SLIK

Slika 1: Čista kratkoročna sredstva	5
Slika 2: Gibanje slovenskega BDP	11
Slika 3: Struktura obravnavanih propadlih podjetij po področju SKD	15
Slika 4: Podjetja kategorizirana kot "zombi podjetja" glede na število kriterijev	17
Slika 5: Prikaz razlik v gibanju vrednosti različnih kazalnikov zadolženosti s povečevanjem deleža dolga v financiranju.....	19
Slika 6: Struktura vključenih gospodarskih družb.....	21
Slika 7: Struktura gospodarskih družb po komulativni vrednosti sredstev	22
Slika 8: Struktura gospodarskih družb po povprečnem deležu dolga v financiranju	24
Slika 9: Delež propadlih gospodarskih družb znotraj vsakega področja SKD.....	32
Slika 10: Povprečni delež dolga v financiranju znotraj vsakega področja SKD	33
Slika 11: Povprečni delež dolgoročnih virov financiranja znotraj vsakega področja SKD	34
Slika 12: Gibanje skupne vrednosti sredstev vseh gospodarskih družb (v mrd €).....	34
Slika 13: Gibanje skupne vrednosti lastniškega kapitala preživelih gospodarskih družb (v mrd €).....	35
Slika 14: Gibanje skupne vrednosti čistih prihodkov od prodaje preživelih gospodarskih družb (v mrd. €)	36
Slika 15: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 8	38
Slika 16: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 7	39
Slika 17: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 9 za majhne, srednje in velike družbe	41
Slika 18: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 9 za mikro družbe	42
Slika 19: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 10 za mikro družbe	43
Slika 20: Število propadlih gospodarskih družb znotraj vsake odstotne točke deleža dolga v financiranju	45
Slika 21: Delež propadlih gospodarskih družb znotraj vsake odstotne točke deleža dolga v financiranju	46
Slika 22: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 13	47

UVOD

Zaradi lastne vpletenosti v gospodarstvo mi je, poleg akademskega doprinosa, cilj narediti magistrsko delo tudi čim bolj neposredno uporabno pri vsakdanjem vodenju podjetja, zato se lotim izbire katerega od ključnih vprašanj pri vodenju podjetja. V pretekli gospodarski krizi, iz leta 2008, pa vidim edinstveno priložnost za pridobivanje novih znanj, zato, v kombinaciji z lastnimi izkušnjami ter izobrazbo, kot eno takih ključnih vprašanj prepoznam izbiro ustreznega financiranja, ki omogoča kar največji donos na kapital, a hkrati zagotavlja preživetje podjetja skozi vse situacije. Pri tem gre torej za tehtanje med ceno virov financiranja in varnostjo ter stabilnostjo, ki jo s takimi viri podjetje dobi.

V osnovi financiranje ločimo na lastniško, ki predstavlja kapital in dolžniško, ki predstavlja najeta posojila, izdane obveznice, odlog plačila pri dobaviteljih, ipd. Med tema dvema vrstama financiranja obstaja precej razlik, ključno pa je, da je dolg pogodbeno ali zakonska obveznost, katere neizpolnitev lahko sproži stečaj, medtem kot lastniški kapital to ni in tako stečaj podjetja zaradi neizpolnjevanja obveznosti v obliki izplačil ali odkupa lastnih delnic ni mogoč po določenih Zakona o gospodarskih družbah (Ur.l. RS, št. 65/09-UPB, 33/11, 91/11, 32/12, 57/12, 44/13, 82/13, 55/15 in 15/17; Odl. US: U-I-311/11-16, v nadaljevanju ZGD-1).

Ravno ta razlika skupaj s še nekaterimi pa se odraža v različnih tveganjih, ki posledično vplivajo na zahtevano donosnost oziroma ceno financiranja, pri čemer je lastniški kapital dražji vir financiranja od dolgov (Modigliani & Miller, 1958).

Iz tega bi bilo moč sklepati, da je najbolj smotrno poslovati zgolj z dolžniškim financiranjem, ki je cenejše, in bi bilo tako mogoče doseči skoraj neskončen donos na lastniški kapital, vendar to seveda ne drži. S povečevanjem ravni zadolženosti, lastniki terjatev do podjetja nosijo čedalje večji delež izgub v primeru stečaja (hkrati se tudi povečuje verjetnost stečaja, več o tem kasneje), kar dejansko pomeni večje tveganje in posledično čedalje višjo ceno financiranja. Slej ko prej podjetje pride do točke, kjer je notranja stopnja donosa njegovih projektov nižja od cene tega financiranja in se zato izpeljava takšnih projektov ne izplača več (Modigliani & Miller, 1958).

Kot omenjeno, pa se s povečevanjem nivoja zadolženosti povečuje tudi verjetnost stečaja, in sicer iz več razlogov. Ti so vse od znižanja dobičkonosnosti v primeru presežka cene zadolževanja nad donosnostjo projektov, pa do težav s solventnostjo v primeru morebitnega negativnega nihaja trga. Kapital namreč deluje kot blažilec nihanj vrednosti sredstev. V primeru slabših razmer na trgu, pa naj bo to zgolj na področju, kjer posluje to podjetje, ali pa splošna recesija, se lahko zmanjšanje povpraševanja odrazi skozi nižje dosežene prodajne cene, manjšo količino prodanih proizvodov ali celo oboje. To pa pomeni upad prihodkov, kar lahko privede do izgube, katero nosijo lastniki, saj le-ta zmanjšuje lastniški kapital. Če ne pride do dokapitalizacije, izgube posledično pomenijo višanje nivoja zadolženosti, vse do točke, ko kapitala ni več, ali pa je celo negativen (s čimer podjetje po definiciji ZGD-1

postane insolventno). Dejansko pa od te točke dalje upniki nosijo celotno tveganje poslovanja takega podjetja in zato običajno predlagajo stečaj.

Lep splošno znan primer hujšega in dalj čas trajajočega obdobja poslabšanih ekonomskih razmer je svetovna finančna in kasneje gospodarska kriza, ki se je začela v letu 2008 s propadom ameriške banke Lehman Brothers. Ta kriza velja za najhujšo gospodarsko krizo vse od tako imenovane Velike depresije, ki se je začela na znameniti »črni četrtek«, v oktobru leta 1929. Zaradi vse večjih vplivov globalizacije, se je finančna kriza izjemno hitro razširila tudi na ostale dele sveta. Zaradi praktično sočasnih pokov nepremičninskega in finančnega balona je bila še toliko hujša, saj je padec cen še toliko bolj oslabil bilance podjetij. Povrhu je nastopil še kreditni krč, ko banke niso bile več pripravljene financirati gospodarstva in so zahtevale predčasno vračilo danih posojil oziroma odpovedovale reprogramiranje le-teh.

Posledice tega krča sem imel priložnost videti tudi sam, pri enem redkih preživelih slovenskih podjetij, ki se ukvarja z investiranjem v lastne nepremičninske projekte. Podjetje je najelo dolgoročno posojilo in jasno z njim financiralo pretežno dolgoročna sredstva. Banka pa je iznenada, kot posledico spremembe ekonomskih razmer, od podjetja zahtevala predčasno vračilo posojila v celoti. Podjetje ga jasno ni bilo zmožno vrniti, saj je imelo sredstva vezana v nepremičninskem projektu. Tako lahko zdravo in perspektivno podjetje zelo hitro pristane v stečaju. V konkretnem primeru je sicer banka uvidela dovolj velik presežek realne vrednosti projekta nad zadolženostjo in se zato ni poslužila izvršbe. Prav ta primer pa mi vzpostavi željo po vključitvi ročnosti financiranja v model, saj nakazuje, da tudi ustrezno urejena ročnost financiranja lahko ni dovolj.

Ta vpliv nivoja in ročnosti zadolženosti na verjetnost propada, kjer se kapital pojavlja pretežno kot blažilec, ki absorbira izgube, pa želim na ravni Slovenije proučiti v tej magistrski nalogi. Konkretno želim prek prvih treh hipotez preveriti, če opisana logika verjetnosti preživetja značilno velja tudi za slovenska podjetja, kar pomeni ugotavljanje korelacij do propada podjetja s strani ravni zadolženosti, velikosti podjetja ter ročnosti virov financiranja, saj se ravno tej trije dejavniki prek različnih spremenljivk pojavljajo v primerljivih analizah (Marzal-Martinez, Barrachine-Martinez, & De la Poza-Plaza, 2014) Medtem ko upam, da bo zadnja, četrta hipoteza, dala najvišjo dodano vrednost, saj želim prek nje preveriti, če je mogoče na osnovi ravni zadolženosti učinkovito napovedati propad podjetja v gospodarski krizi ter posledično izračunati, kakšne so največje možne ravni zadolženosti, pri katerih imajo podjetja še realne možnosti za preživetje hujšega in dolgotrajnejšega kriznega obdobja. Vse opisane hipoteze nameravam preizkusiti s pomočjo logistične regresije, kar dejansko pomeni, da bom za vsako podjetje posebej računal verjetnost propada glede na dane dejavnike. Vendar naj poudarim, da pri tem ne želim narediti zgolj še ene konservativne ocene možne zadolženosti, vendar želim najti nivo, ki predstavlja »hojo po robu« na predpostavki da je verjetnost ponovitve enako ali bolj intenzivne krize za časa naših življenj zelo majhna.

Pri tem se nameravam opreti predvsem na sorodno analizo preživetja španskega gradbenega sektorja (Marzal-Martinez et al., 2014) ter na napoved preživetja podjetij na podlagi števila dni blokad transakcijskih računov, ki pokaže možnost učinkovite napovedi na podlagi tudi zgolj ene ključne spremenljivke (Mramor & Valentinčič, 2003).

Dejstvo, da sem med izbranimi delničarji Save d.d. pa me je spodbudilo, da med propadla podjetja uvrstim tudi tista, ki obstajajo zgolj še formalno, medtem ko dejansko niso več niti približek podjetja iz leta 2007, oziroma, kot ugotovim kasneje tekom raziskovanja, zombi podjetja (Urionabarrenetxea, Domingo Garcia-Merino, San-Jose, & Retolaza, 2017).

Ker se že sedaj do neke mere udejestvujem tudi v zasebnem sektorju in se imam namen tudi v prihodnje, menim, da je za uspešno poslovanje nujno dobro poznavanje poslovnega okolja, zato želim v tej magistrski nalogi vsem nam, ki poslujemo in še bomo poslovali v Sloveniji omogočiti dodaten pogled na tveganja, tako lastna kot posredna prek poslovnih partnerjev.

1 PREGLED LITERATURE

1.1 Napoved propadov podjetij

Napovedovanje propadov podjetij je ključnega pomena za finančne institucije, zato je to privlačna tema za raziskovalce s celega sveta, ki se že več kot 40 let trudijo najti čim bolj učinkovit model, z vidika natančnosti in pravočasnosti napovedi (Tsakonas, Dounias, Doumpos, & Zopounidis, 2006).

V teh študijah se pojavljajo štirje tipi klasičnih statističnih metod napovedovanja propadov, in sicer univariatne analize, modeli tveganja (angl. *risk index models*), multivariatne analize ter modeli pogojne verjetnosti. Kljub napredni uporabi teh statističnih metod, pa je napovedovanje propada še vedno problematično v glavnem zaradi anomalij v podatkih, neprimerne izbire vzorca, dinamičnosti in volatilnosti podatkov, neracionalnih upanj kljub jasnim znakom v finančno-računovskih izkazih, neustrezne izbire pojasnjevalnih spremenljivk ter napačno ocenjenega vpliva časa na modele (Balcaen & Ooghe, 2006).

Zanimiv koncept napovedovanja sta izbrala tudi avtorja Mramor in Valentinčič (2003), ki sta za napoved likvidnostnih težav, sicer zgolj zelo majhnih podjetij, uporabila enostavno podatek o številu dni blokad transakcijskih računov v prejšnjem obdobju in s tem pridobila skoraj tako natančno napoved za naslednje, kot drugi kompleksnejši modeli.

V zadnjih letih pa se je natančnost napovedi znatno izboljšala, saj so bile klasične statistične metode nadomeščene s strojnimi učenjem, ki pa je kompleksnejše. Tako so avtorji na testnem vzorcu dobili med 76,29 % do 82,74 % natančnost napovedi z uporabo logit modela, medtem ko se natančnost napovedi modelov podprtih s strojnimi učenjem giblje bistveno višje med 85,67 % in 99,67 % (Barboza, Kimura, & Altman, 2017).

Podobno je tudi z uporabo nevronske mreže, kjer je možno tudi za tako specifične opazovane enote kot so fizične osebe na osnovi 21ih različnih spremenljivk doseči skorajda 80 % natančnost napovedi poplačila posojil (Šušteršič, Mramor, & Zupan, 2009).

Kljub temu pa so še vedno v uporabi tudi klasične bolj enostavne metode. Tako je bila v letu 2014 izvedena multivariatna analiza, ki je na podlagi podatkov v času krize napovedovala propad gradbenih podjetij v Španiji s pomočjo enajstih pojasnjevalnih spremenljivk. Z najbolj optimalnim modelom so uspeli napovedati 77,8 % izidov (Marzal-Martinez et al., 2014).

1.2 Problematika financiranja in običajni nivoji zadolženosti

Obstaja koncept tako imenovane optimalne strukture kapitala, ki pravi, da je optimalna struktura tista, ki producira najvišjo vrednost podjetja in posledično največje bogastvo za lastnike. Prihodek lastnikov je donos na kapital (angl. *return on equity*) po davkih, ki pa je pogosto lahko precej višji ob uporabi dolžniških virov financiranja, kot pa pri financiranju izključno z lastniškim kapitalom (Modigliani & Miller, 1958).

Po tej logiki bi lahko s pomočjo dolga pozitivne učinke za lastnike povečevali v neskončnost, vendar jasno tukaj obstajajo določene omejitve. Prva med njimi je strošek potencialnih finančnih težav (običajno 10–20 % vrednosti podjetja v takem primeru predstavljajo stroški likvidacije sredstev po nižjih cenah, višji stroški financiranja zaradi višjega tveganja, kot tudi stroški ovir pri sklepanju novih poslov), lahko tudi propada, saj je plačilo glavnice in obresti pravno zavezujoče za podjetje. Izbor nivoja dolžniškega financiranja je torej »*trade-off*« med pozitivnimi učinki na donosnost na kapital ter negativnimi učinki zaradi povečevanja verjetnosti finančnih težav ali propada (Modigliani & Miller, 1958).

Na doseganje optimalne strukture kapitala pa imajo vpliv tudi drugi dejavniki specifični za posamezno podjetje ter tudi pogosto spregledani transakcijski stroški pridobivanja in obdelave posameznih virov financiranja (Titman & Wessels, 1988).

Optimalna struktura kapitala je tako odvisna od vsakega podjetja posebej, medtem ko je dejanska struktura odvisna od vodstva. Študije kažejo, da so podjetja z večjimi lastniškimi deleži vodstva bolj konservativna pri zadolževanju, še posebej kadar gre za družinska podjetja (Agrawal & Nagarajan, 1990).

V praksi se tako pokažejo naslednji nivoji zadolženosti, kjer ima najvišjo mediano finančnega vzvoda Južna Koreja s finančnim vzvodom prek 0,52, kar se prevede v dobrih 32 % deleža dolga v financiranju (P. H. Fan, Titman, & Twite, 2010).

Navkljub opisani teoriji izbire optimalne strukture financiranja, ki zagotavlja največje bogastvo za lastnike, pa obstajajo veliki odkloni od sledenja tej teoriji. Slednji so pogosti na razvijajočih se trgih Evrope, predvsem na področjih nekdanjega socialističnega bloka, kjer je do neke mere še obstala keynesijanska miselnost kot tudi elementi samoupravljanja. Na

podlagi podatkov za Slovenijo je tako v strukturah kapitala možno opaziti statistično značilen odklon od zasledovanja cilja največjega premoženja za lastnike, predvsem s strani podjetij, katerim je moč pripisati elemente samoupravljanja, se pa ti odkloni sčasoma spreminjajo (Črnigoj & Mramor, 2009).

1.3 Ročnost financiranja

Kot sem že omenil, želim v analizo vključiti tudi ročnost financiranja, ki je lahko zelo pomembna z vidika likvidnosti. Pri tem gre predvsem za ročnost posojil in poslovnih obveznosti, saj so lahko krediti bodisi kratkoročni, srednjeročni ali dolgoročni, medtem ko so kapitalski vložki v gospodarsko družbo dolgoročni. Kratkoročne kredite je nesmiselno uporabljati za financiranje sredstev, ki so po svoji naravi dolgoročna, pa naj bodo to osnovna sredstva, ki jih bomo potrebovali skozi večletno obdobje, ali pa na drugi strani obratna sredstva, katera bo potrebno na daljši rok ohranjati v (vsaj) takem obsegu. Prav tako je na drugi strani nesmiselno uporabljati dolgoročno financiranje za izrazito kratkoročne potrebe, kot je premostitev pri izredno sezonski proizvodnji, enkratna nabava materiala, ipd. Pri tem pa je pomembna tudi ročnost sredstev nad ročnostjo financiranja, ki ima lahko velik vpliv na likvidnost podjetja (Tajnikar, 2006).

Za ugotavljanje likvidnosti podjetja na podlagi ročnosti sredstev in virov financiranja se v računovodstvu najpogosteje uporabljajo kazalniki hitri koeficient, pospešeni koeficient, kratkoročni koeficient, ipd. (Igličar, Hočevnar, & Zaman Groff, 2012). Vse z namenom ugotavljanja likvidnostnih rezerv za primer nihanja uspešnosti poslovanja. Pri tem pa gre ravno za presežek dolgoročnih virov nad dolgoročnimi sredstvi, ki zagotavlja likvidnost.

Slika 1: Čista kratkoročna sredstva

DOLGOROČNA SREDSTVA	KAPITAL
ČISTA KRATKOROČNA SREDSTVA	DOLGOROČNE OBVEZNOSTI
KRATKOROČNA SREDSTVA	KRATKOROČNE OBVEZNOSTI

Vir: A. Igličar, M. Hočevnar, & M. Zaman Groff, *Uvod v računovodstvo*, 2012.

Presežek dolgoročnih virov nad kratkoročnimi sredstvi, prikazan na Sliki 1, se imenuje čista kratkoročna sredstva, večja kot je njihova vrednost, manjša je verjetnost za plačilno nesposobnost (Igličar et al., 2012).

Vendar iz lastnih izkušenj s ponodbami različnih bank, kot tudi iz izkušenj nekaterih poslovnih partnerjev vem, da je bilo še posebej v času konjunktura pred začetkom gospodarske krize precej pogosto odobravanje kratkoročnih kreditov in njihovo letno podaljševanje. Glavna prednost tovrstnega načina financiranja je, da ga je na banki bolj enostavno odobriti, hkrati pa jim olepšuje bilanco zaradi večjega deleža kratkoročnih, oziroma bolj likvidnih sredstev. Na drugi strani so tudi podjetja na tak način precej lažje prišla do posojila, bodisi po hitrejšem postopku, bodisi pa so dobila posojila, ki jih kot dolgoročna ne bi. Tako početje pa je predstavljalo riziko za obe strani, banka je na eni strani imela napačno knjiženo posojilo, ki je bilo v resnici manj likvidno in manj varno, kot je bilo izkazano v knjigah, podjetja pa so s tem kršila neke vrste zlato pravilo glede financiranja, ki pravi, da se mora dolgoročna sredstva financirati z dolgoročnimi viri financiranja (Igličar et al., 2012).

1.4 Zombi podjetja

Zombi podjetja (angl. *Zombie firms*) je izraz, ki se v literaturi, denimo (Storz, Koetter, Setzer, & Westphal, 2017), pogosto uporablja za označevanje »živih mrtvecev« med podjetji. Avtorji so si enotni, da gre za podjetja, ki bi morala biti po različnih kriterijih že v stečaju, vendar kljub temu še naprej poslujejo in s tem ustvarjajo negativne učinke na svoje poslovne partnerje in gospodarstvo (Storz et al., 2017). Točni kriteriji za tako opredelitev pa so pri različnih avtorjih različni, nikjer v obravnavani literaturi pa se niso avtorji posvečali dokazovanju ustrezne kombinacije kazalnikov za obravnavo podjetja kot zombi podjetja, vendar le dokazovanju posledic njihovega obstoja, same kriterije pa so privzeli kot samoumevne ali pa so jih oblikovali kot predpostavko.

Tako obstaja denimo povsem enostaven kriterij negativnega kapitala. Po tem kriteriju lahko kot zombi podjetje označimo vsako podjetje z negativnim kapitalom, saj to pomeni da so uspeli izgubiti ves lasten kapital in od tam naprej vsa tveganja poslovanja nosijo upniki. (Urionabarrenetxea et al., 2017).

Na drugi strani pa nekateri avtorji sami postavijo svoje predpostavke, kdaj podjetje velja za mrtvo in s tem načeloma te kriterije razširijo tudi na podjetja s pozitivnim kapitalom a zelo okrnjenim poslovanjem, deinvestiranjem in finančnimi težavami. Ena takih predpostavk predvideva kombinacijo negativnega donosa na sredstva, negativne neto investicije in zmožnost servisiranja dolga pod 5 % v dveh zaporednih letih.

1.5 Podjetništvo iz nuje (nadomeščanje zaposlitve)

Poznamo 3 tipe podjetništva, in sicer podjetništvo iz nuje, podjetništvo iz spretnosti in podjetništvo iz inovacije (Tajnikar, 2006).

Pri tem se bomo osredotočili na podjetništvo iz nuje, ki označuje tip podjetništva, ki se pojavlja kot nadomeščanje zaposlitve, saj lokalno okolje ne nudi dovolj delovnih mest, običajno v gospodarstvih z nižjim bruto domačim proizvodom (v nadaljevanju BDP). Slovenija ima tukaj eno najnižjih aktivnosti, a hkrati glede na postavljeno mejo z vidika BDP meji na segment, kjer se pojavlja podjetništvo iz nuje (Tajnikar, 2006).

Poleg podjetništva iz nuje pa se v zadnjem času pogosto pojavlja tudi neke vrste alternativna metoda zaposlitve, ki omogoča obvod strogi zakonodaji na področju dela. V teoriji naj bi namreč veljalo, da pri zaposlitvi obstaja hierarhična zveza med delodajalcem in delavcem, medtem ko je zveza med pogodbenima partnerjema precej bolj enakopravna (Böheim & Muehlberger, 2006).

V študiji izvedeni v letu 2006 na gospodarstvu Združenega kraljestva je bila ugotovljena statistično značilna razlika v relacijah med podjetji, ki sodelujejo pogodbeno ter med podjetji ki sodelujejo pogodbeno le na videz, v resnici pa gre za alternativno obliko zaposlitve, saj da imajo slednja značilen hierarhičen odnos. Pri tem se takih oblik zaposlitve najpogosteje poslužujejo slabše izobraženi poročeni moški, pogosto tudi starejši ljudje, ki z vsemi pravicami, ki jim jih prinaša zakonodaja na področju dela težko dobijo zaposlitev (Böheim & Muehlberger, 2006).

Iz te teorije je v kombinaciji s splošno razgledanostjo na področju stanja podjetništva v Sloveniji moč sklepati, da je tudi med slovenskimi podjetji precej takšnih ki na tak način nadomeščajo zaposlitev, še posebej ob izjemno ugodni davčni zakonodaji na tem področju. Pri podjetnikih, ki nadomeščajo zaposlitev, gre običajno za izrazito storitveno podjetje, katerega stroški so predvsem stroški dela, zato pogosto posegajo po tako imenovanih normiranih s.p.-jih.

Za leto 2018 se pripravlja sprememba davčne zakonodaje na tem področju, a v času analize je veljala še stara zakonodaja, ki je normiranih samostojnim podjetnikom omogočala priznavanje normiranih odhodkov v višini 80 % vseh prihodkov, pri čemer se je razlika, torej davčna osnova, obdavčila s stopnjo 25 %, torej se *de-facto* prihodki obdavčijo po 5 % davčni stopnji. V primeru, da gre zgolj za delo, to pomeni 5 % obdavčitev dela. Zato ne preseneča podatek, da je bilo junija 2017 že kar 31.445 normiranih samostojnih podjetnikov (Tomažič, 2017).

Vpliv takega privilegija na gospodarstvo je stvar debate in verjetno razlog za novo davčno reformo na tem področju, meni pa v analizi taka pretežna izbira te oblike omogoča enostavno izključitev tovrstnih »podjetij« z omejitvijo analize na gospodarske družbe.

1.6 Eksogeni šoki

Posamezna gospodarstva se srečujejo s številnimi izzivi. Poleg osnovnega izziva cikličnosti, ki sicer spada med endogene šoke, proti katerim se bolj ali pa manj uspešno borijo regulatorji, med ostalimi izzivi izjemno pomembno vlogo nosijo eksogeni šoki, ki lahko

izvirajo iz tujine ali pa se pojavijo doma v obliki naravnih katastrof, vojn, ipd. Z globalizacijo in večanjem mednarodne trgovine pa postajajo gospodarstva na tuje vplive čedalje bolj dovzetna.

Bistvena razlika med endogenimi in eksogenimi šoki je, da so prvi predvidljivi, saj običajno izhajajo iz nekega kroničnega problema, kot je na primer povečevanje zadolženosti, izdaja toksičnih posojil (kot v primeru banke Lehman Brothers), vrednostni baloni (npr. finančni in nepremičninski), in podobnega. Čeprav na prvi pogled izgleda, da to ne morejo biti šoki, če so pa pričakovani, je ključnega pomena da nihče ne ve kdaj točno se bodo zgodili, zato v trenutku nastanka dogodka nastane šok. Eksogeni šoki na drugi strani so z vidika podjetja ali gospodarstva nepredvidljivi (Gave, 2013).

Tako lahko finančno krizo iz leta 2008 z vidika gospodarstva Združenih držav Amerike definiramo kot endogeni šok, saj izvira iz njihovega lastnega gospodarstva, z vidika preostalega sveta, ki ga je prizadela, pa eksogeni šok, saj je šok prišel iz tujine.

Eksogenih šokov je precej, le da z različnim vplivom. Čeprav bi si marsikdo verjetno pod eksogenimi šoki sicer pravilno predstavljal zadnjo veliko gospodarsko krizo 2008, je takih dogodkov še precej več, od bolj izrazitih, kot so bili naftni šoki v 70-ih letih prejšnjega stoletja, izguba trgov nekdanje Jugoslavije v 90-ih letih prejšnjega stoletja, pa do manj izrazitih, kot je znaten padec ruske valute Rubelj ob koncu leta 2014, ki je prizadel nekatera slovenska izvozna podjetja, predvsem družbo Krka d.d.

Za potrebe Ministrstva za finance Republike Slovenije je v letu 2013 analizo eksogenih šokov na slovensko gospodarstvo opravljala Velimir Bole, ki se je poleg historičnih šokov dotaknil tudi učinkov hipotetičnih šokov, pri katerih je poudaril visoko občutljivost solventnosti na eksogene šoke na že majhne šoke, pri čemer ocenjuje, da bi poslabšanje situacij na naših izvoznih trgih ogrozilo kar 5 % slovenskih delovnih mest. Zraven poudarja še ključen pomen učinka simultanosti različnih šokov ter velik pomen trga nepremičnin, ki bi ob padcu vrednosti le-teh lahko še bistveno okrepil negativne učinke, predvsem zaradi mnogih zavarovanj z nepremičninami.

Eksogenih šokov tako ni moč preprečiti, saj na njihov nastanek posamezna gospodarstva, podjetja in posamezniki nimajo vpliva, se pa lahko proti njim do neke mere zaščitijo.

Nadav Ben Zeev (2017) je na podlagi podatkov minule gospodarske krize 2008 pripravil študijo na področju zaščite trgov v razvoju in prišel do sledečih precej logičnih zaključkov.

Kljub temu, da regulacija dotoka tujega kapitala velja kot zaviralec razvoja, so na tem področju bolj regulirana gospodarstva krizo bistveno bolje prenesla. Pri tem gre predvsem za stranski učinek regulacije dotoka, ki predvsem omeji dostop do tujih virov dolžniškega financiranja in s tem bistveno zmanjša finančni vzvod. V državah z večjo regulacijo dotoka kapitala, je bil finančni vzvod pred začetkom krize bistveno manjši, torej z drugimi besedami

je bil delež lastniškega kapitala precej večji in prav ta kapital zagotavlja uspešno absorpcijo šoka (Ben Zeev, 2017).

Ravno ta omenjena študija Nadava Ben Zeeva močno nakazuje na sicer logično vzročno-posledično zvezo med nivojem zadolženosti in uspešnim preživetjem gospodarske družbe, na kateri sloni ta magistrska naloga.

2 DOKAZ VPLIVA NIVOJA TER NAČINA FINANCIRANJA NA USPEŠNO PREŽIVETJE PODJETJA

V magistrskem delu želim dokazati negativno korelacijo med zadolženostjo posamezne gospodarske družbe in njenega preživetja zadnje gospodarske krize 2008–2013. Ker pa se zavedam, da je vplivov na preživetje družbe precej več kot le nivo njene zadolženosti, z namenom pridobivanja na pojasnjevalni moči in statistični značilnosti koeficientov, v analizo vključim več dodatnih spremenljivk, ki v modele neposredno ali posredno vključijo še vplive panoge, velikosti družbe in ročnosti njenih dolžniških virov financiranja.

V primeru zadostne statistične značilnosti osnovnih modelov brez dodatnih spremenljivk želim modele nadgrajevati in tako tudi za vsako panogo posebej določiti kritični nivo zadolženosti, pri katerem velja matematično upanje, da bo podjetje v primeru poslabšanja ekonomskih razmer v takem obsegu, kot je bilo v časi zadnje gospodarske krize, propadlo. Nadaljnje nadgradnje, katere želim poskusiti, pa vključujejo še vpliv velikosti gospodarske družbe in delež dolgoročnih virov financiranja.

2.1 Opredelitev hipotez

Delovnih hipotez tega magistrskega dela je več, saj je zaradi nepredvidljivih rezultatov smiselno hipoteze nadgrajevati po korakih in ne že na začetku vse staviti na eno.

Prva hipoteza magistrskega dela je, da pri večini panog obstaja statistično značilna pozitivna korelacija med nivojem zadolženosti in verjetnostjo propada gospodarske družbe.

Ta hipoteza temelji na osnovni logiki odgovornosti gospodarske družbe. Ta namreč odgovarja s svojim kapitalom in je zato sposobna poslovati le dokler ga ima, od tam dalje pa obstaja izjemno velik moralni hazard, saj lastniki nimajo več kaj za izgubiti in lahko zato vlečejo izjemno tvegane poslovne odločitve, pri čimer celotno tveganje nosijo upniki (Jensen & Meckling, 1976). Tako torej gospodarska družba načeloma obstoja le dokler ima pozitiven kapital.

Gospodarske družbe se zelo pogosto financirajo tudi z dolžniškimi viri, saj z določenim nivojem finančnega vzvoda lahko dosežejo bistveno boljšo donosnost lastnikom. Ta nivo je pri vsaki gospodarski družbi različen, saj je z vidika dobičkonosnosti odvisen od tehtane cene virov financiranja (WACC) in od notranje stopnje donosa posameznega projekta (Magni, 2015).

Če pa to dvoje povežemo, lahko logično sklepamo, da s povečevanjem deleža zadolženosti, relativno zmanjšujemo »manevrski prostor«, oziroma delež koliko premoženja lahko gospodarska družba izgubi, da še ohrani nekaj lastniškega kapitala, s katerim jamči. Na primer družba z 90 % dolga v financiranju (torej 10 % lastniškega kapitala) izgubi svoj celoten kapital že ob 10 % znižanju vrednosti njenih sredstev, medtem ko so družbe z manjšo zadolženostjo sorazmerno bolj odporne. Po logiki je precej večja verjetnost, da se vrednost sredstev spremeni za 5 % ali 10 %, kot pa denimo za 50 %, zato naj bi bila bolj zadolžena podjetja bolj tvegana in tudi prej propadla v primeru poslabšanja ekonomskih razmer.

To logiko želim dokazati na primeru slovenskih gospodarskih družb in menim, da bi morala biti zelo jasno dokazana, če le ni preveč drugih dejavnikov, ki zameglijo vpliv zadolženosti.

Druga hipoteza magistrskega dela je, da pri večini panog na verjetnost preživetja v primeru krize ob dani zadolženosti značilno vpliva tudi velikost posamezne gospodarske družbe. Dokazujem torej negativen vpliv velikosti gospodarske družbe na verjetnost njenega propada ob dani zadolženosti v dani panogi.

Ta hipoteza temelji v glavnem na ideji večje diverzifikacije večjih gospodarskih družb, ki med drugim pomeni večjo razpršenost tveganja, večja pogajalska moč z upniki (dolg v obliki obveznic, večja potrpežljivost dobaviteljev zaradi pomembnosti posla (Gyan, Brahmana, & Bakri, 2017) in ostalih podobnih dejavnikov.

Ob tem upam, da bo spremenljivka velikosti tudi povečala pojasnjevalno moč modela.

Tretja hipoteza magistrskega dela je, da ima, poleg vsega naštetega v prejšnji hipotezi, značilen vpliv na verjetnost propada gospodarske družbe tudi ročnost dolžniškega financiranja. Dokazati želim, da pri dani zadolženosti podjetja v dani panogi delež dolgoročnega dolžniškega financiranja negativno vpliva na verjetnost propada gospodarske družbe.

Ta hipoteza temelji na več logičnih vzročno-posledičnih zvezah. Tako denimo že klasično pravilo financiranja, ki govori o uskladitvi ročnosti financiranja z ročnostjo sredstev (vsa dolgoročna sredstva morajo biti financirana z dolgoročnimi viri) stoji zaradi zagotavljanja likvidnosti, ki je ključnega pomena. Nenazadnje zaradi tega obstojijo tudi mnogi kazalniki likvidnosti, opisani v poglavju 1.3.

Četrta hipoteza magistrskega dela pa je, da je možno določiti mejne stopnje še sprejemljivih ravni zadolženosti za posamezno področje standardne klasifikacije dejavnosti (v nadaljevanju SKD), torej ravni, pri katerih je še znatna verjetnost, da bo gospodarska družba preživela finančni stres podoben tistemu, ki ga je povzročila gospodarska kriza leta 2008. Te mejne stopnje bodo lahko služile pri sprejemanju poslovnih odločitev in so namenjene hitri oceni »čez palec« potencialnih ali pa obstoječih poslovnih partnerjev.

2.2 Obdelava podatkov

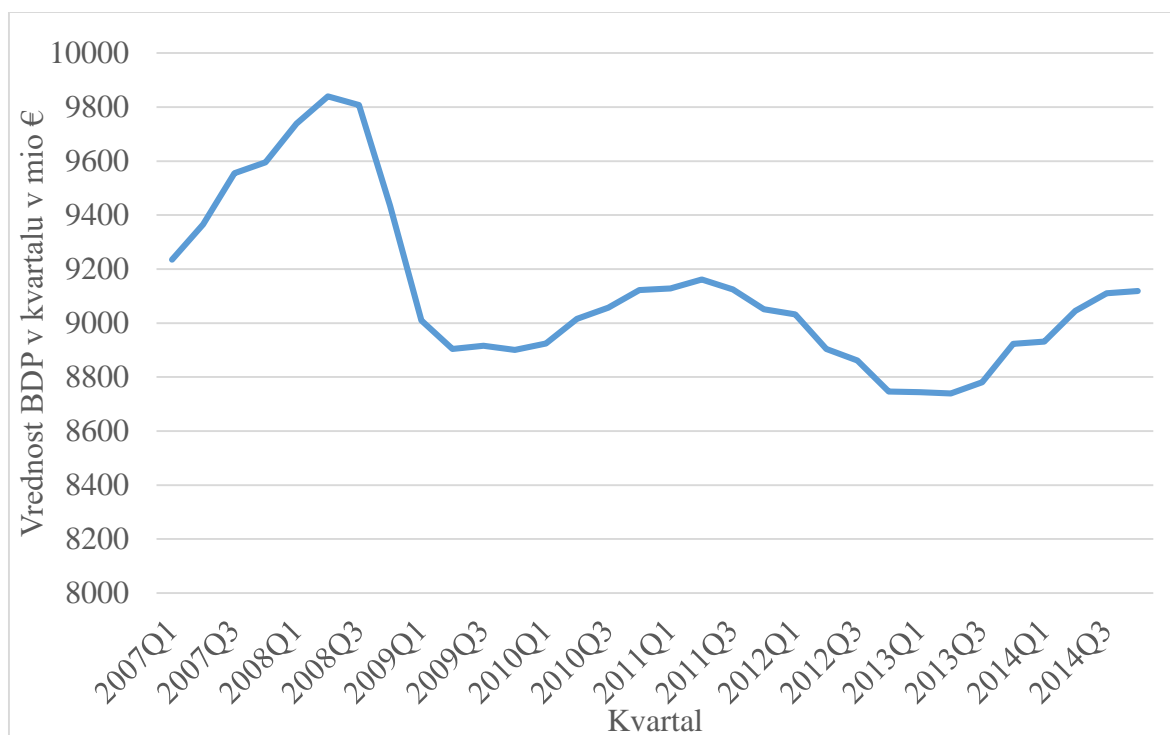
Obdelava podatkov je potekala skozi več faz, in sicer skozi pridobivanje podatkov, priprave v zeleno obliko ter apliciranje kriterijev, pri tem da je bilo potrebno določene korake ponoviti zaradi naknadnih ugotovitev novih potreb analize.

2.2.1 Obdobje analize

Namen te magistrske naloge je ugotoviti kakšen je vpliv strukture obveznosti do virov sredstev na preživetje podjetja v izjemno težkih ekonomskih okoliščinah. Pri tem pa ni namen iskati tako imenovane dogodke črnega laboda, niti ne hude naravne katastrofe in vojne, temveč najtežje ekonomske okoliščine, ki se še lahko pojavijo v sklopu cikličnosti gospodarstva in pretresov na finančnih trgih. Iz tega vidika je gospodarska kriza iz leta 2008 odličen primer na katerem lahko izpeljemo analizo, saj je intenzivnost te krize racionalno nekoč spet pričakovati.

Kriza se je začela s propadom ameriške banke Lehman Brothers, dne 15.09.2008. Nekaj dni pred tem so se že zgodili prvi neposredno povezani premiki na finančnih trgih zaradi hitre likvidacije sredstev, sicer pa se je korekcija dogajala že od konca leta 2007. Temu je sledila finančna kriza, ki je sprva prizadela le finančni sektor, šele kasneje se je začela odražati na realnem gospodarstvu z različnim časovnim zamikom glede na državo in sektor delovanja podjetja. Tako so prva podjetja krizo občutila že v letu 2008, nekatera pa kasneje.

Slika 2: Gibanje slovenskega BDP



Vir: Statistični urad Republike Slovenije, BDP in gospodarska rast, Slovenija, četrtletno, 2017.

Izbiro obdobja analize sem zato vezal na enega najpomembnejših makroekonomskih kazalnikov – BDP, katerega gibanje v evrih (v nadaljevanju €) je razvidno na Sliki 2.

Tako sem kot začetno leto zbiranja računovodskih izkazov izbral leto 2007, saj so podatki večinoma ob koncu leta, torej letna poročila za 2007 odražajo stanje na 31.12.2007, ko so bile ekonomske razmere skorajda najboljše. Kot končno leto pa sem izbral leto 2013, ko se je v Sloveniji končala recesija na najnižji točki vrednosti BDP. Če so podjetja to obdobje preživela, lahko rečemo da so preživela krizo. Res je, da so določena podjetja postala zelo okrnjena in so zato kmalu za tem propadla, ampak to vprašanje naslavljam v nadaljevanju, kjer na podlagi študij o tako imenovanih »Zombi-podjetjih« določim kriterije, za katera podjetja lahko kljub aktivnemu pravnemu statusu sklepamo da so propadla, oziroma so z vidika poslovanja pred krizo sedaj le še blede senca in praktično neuporabna. Podaljševanje obdobja analize na po-krizna leta se mi ne zdi smiselno, saj čedalje večji delež propadov predstavlja redna fluktuacija proti dejanskim posledicam gospodarske krize, ki pa so vseeno v precejšnji meri zajete s kategorizacijo kot »zombi podjetja«.

2.2.2 Oblikovanje podatkovne baze

Ker se analiza nanaša na gospodarske družbe v Sloveniji, sem kot vir podatkov uporabil Ajpesovo bazo računovodskih podatkov iz letnih poročil podjetij, v obliki besedilne datoteke dostopne na Ekonomski fakulteti.

Naknadno se je pojavila še potreba po seznamu razpisanih stečajnih narokov, kar sem uspel najti na spletu, na spletni strani Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (2017).

S pomočjo šifrantov sem podatke iz Ajpesove besedilne datoteke razdelil na ustrezne parametre, ker pa Microsoft Access podpira največ 255 parametrov, sem najprej s pomočjo Excela odstranil podatke za predhodno leto in šele nato naredil uvoz v Access. To sem storil za vsako leto med 2007 in 2013.

2.2.3 Kriteriji za vključitev podjetij

Izbor podjetij sem izvedel znotraj slovenskih gospodarskih družb. Ključen aspekt te magistrske naloge je namreč financiranje, kar pomeni da podjetje za vključitev v analizo potrebuje dvostavno knjigovodstvo. Po Zakonu o gospodarskih družbah pa je dvostavno knjigovodstvo za samostojne podjetnike stvar svobodne izbire (ZGD-1). Zato se je iz tega vidika smiselno omejiti izključno na gospodarske družbe.

Prav tako obstaja ključna razlika, da samostojni podjetnik odgovarja z vsem svojim premoženjem, kar običajno precej poveča skupno kritje ter tudi zmanjša moralni hazard ob morebitnih težavah, saj se samostojni podjetnik bori tudi za zasebno usodo, medtem ko družbeniki v gospodarski družbi odgovarjajo le s svojim vložkom. Osebno premoženje

samostojnega podjetnika pa ni razvidno iz računovodskih izkazov, kar onemogoča smotrno vključitev samostojnih podjetnikov v to analizo.

Med slovenskimi podjetji, pa tudi tujimi, je veliko tako imenovanih »muh enodnevnici«, običajno gre za podjetja, ki so ustanovljena za kakšno manjšo dejavnost ali izpeljavo ideje. Taka podjetja masovno propadajo tudi v času konjunktore. Med temi pa prevladujejo samostojni podjetniki in enoosebne družbe.

Menim, da bi vsi ti dejavniki ob vključitvi samostojnih podjetnikov in enoosebnih družb v analizo konkretno izkrivili rezultat, zato je izbira zgolj gospodarskih družb z več kot enim zaposlenim smiselna. Temu pritrjuje tudi študija napovedovanja propadov zelo majhnih družb, ki je ugotovila, da so anomalije v finančnih izkazih takih družb prevelike, da bi bilo možno iz njih karkoli napovedati (Mramor & Valentinčič, 2003).

Znotraj gospodarskih družb pa izločim še naslednje vrste družb:

- Družbe z neomejeno odgovornostjo; zaradi vpliva osebnega premoženja
- Družbe z v povprečju 1 ali manj zaposlenimi leta 2007 na podlagi delovnih ur; ker so to v večini enoosebne družbe
- Družbe, katerih letnih poročila niso na voljo za vsa leta 2007 do 2013 in hkrati zanje ni bil oklican stečaj ali likvidacijski postopek; ker ni moč vedeti, kaj se je s temi družbami dejansko zgodilo
- Družbe, ki so imele v celotnem opazovanem obdobju stanje lastniškega kapitala 0€; z namenom izločitve družb, ki dejansko niso poslovale
- Družbe, ki v celotnem opazovanem obdobju niso imele prihodkov; z namenom izločitve družb, ki dejansko niso poslovale
- Družbe, ki so imele v celotnem opazovanem obdobju stanje sredstev v višini 0€; z namenom izločitve družb, ki dejansko niso poslovale
- Družbe, ki so imele negativni kapital ob koncu leta 2007; ker je negativni kapital uporabljen tudi kot eden od kriterijev za prepoznavanje »zombi podjetij«, ni smiselno, da bi v analizo vstopala podjetja, ki so že pred začetkom težavnega obdobja že prepoznana kot zombi podjetja

2.2.4 Kriteriji za vključitev panog

2.2.4.1 Klasificiranje dejavnosti

Standardna klasifikacija dejavnosti je slovenski statistični standard za evidentiranje, zbiranje, analiziranje in izkazovanje podatkov, pomembnih za prikaz značilnosti gospodarstva in za spremljanje razvojnih gibanj in strukturnih sprememb, ki z namenom zagotavljanja primerljivosti podatkov z drugimi evropskimi državami temelji na evropski klasifikaciji dejavnosti NACE in je bila v Sloveniji uvedena v letu 1994 z Uredbo o standardni klasifikaciji dejavnosti (Braunsberger, Hlavaty, Schlamberger, & Stevanovič, 2010).

Z namenom sledenja razvoju pa je bila z letom 2008 izdana nova uredba o klasifikaciji gospodarskih dejavnosti (Ur.l. RS, št. 69/07 in 17/08) – NACE Rev. 2. Standardna

klasifikacija dejavnosti se je zaradi uskladitve s to uredbo posledično tudi posodobila na Standardno klasifikacijo dejavnosti 2008 (v nadaljevanju SKD 2008).

Skladno z uredbo o standardni klasifikaciji dejavnosti, se klasifikacija izrazi v posebni kodi, npr. F41.100, pri čemer črka F pomeni področje dejavnosti, v konkretnem primeru gradbeništvo, dvomestno število 41 pomeni oddelek dejavnosti znotraj področja, tromestno število 100 pa skupino znotraj oddelka. Tej šifri lahko sledi še štirimestno število, ki določa razred dejavnosti, a ga Ajpes v sklopu javno dostopnih baz podatkov ne objavlja (Ur.l. RS, št. 69/07 in 17/08, v nadaljevanju Uredba o SKD).

Vsako slovensko podjetje ima definirano svojo glavno dejavnost, ki je določena po tako imenovani »top down« metodi. Izbor glavne dejavnosti tako poteka glede na delež ustvarjenih prihodkov s posameznim področjem dejavnosti. Ko je določeno področje z največjim deležem, se poišče oddelek z največjim deležem znotraj izbranega področja in tako naprej po istem principu še skupina, razred in podrazred, kar vse skupaj pripelje do končnega izbora točno določene dejavnosti. Tako se lahko zgodi, da je kot glavna dejavnost označena taka, ki dejansko sama po sebi ni največja, oziroma niti ne spada med največje, vendar pripada najmočnejši »veji dejavnosti« tega podjetja (Bregar, Pfajfar, & Ograjenšek, 2009). Čeprav na prvi pogled tovrstno določanje dejavnosti izgleda zavajajoče, je zaradi hierarhije v ozadju zelo smiselno, saj le tako lahko določimo ustrezno panogo.

2.2.4.2 Izbor kriterijev

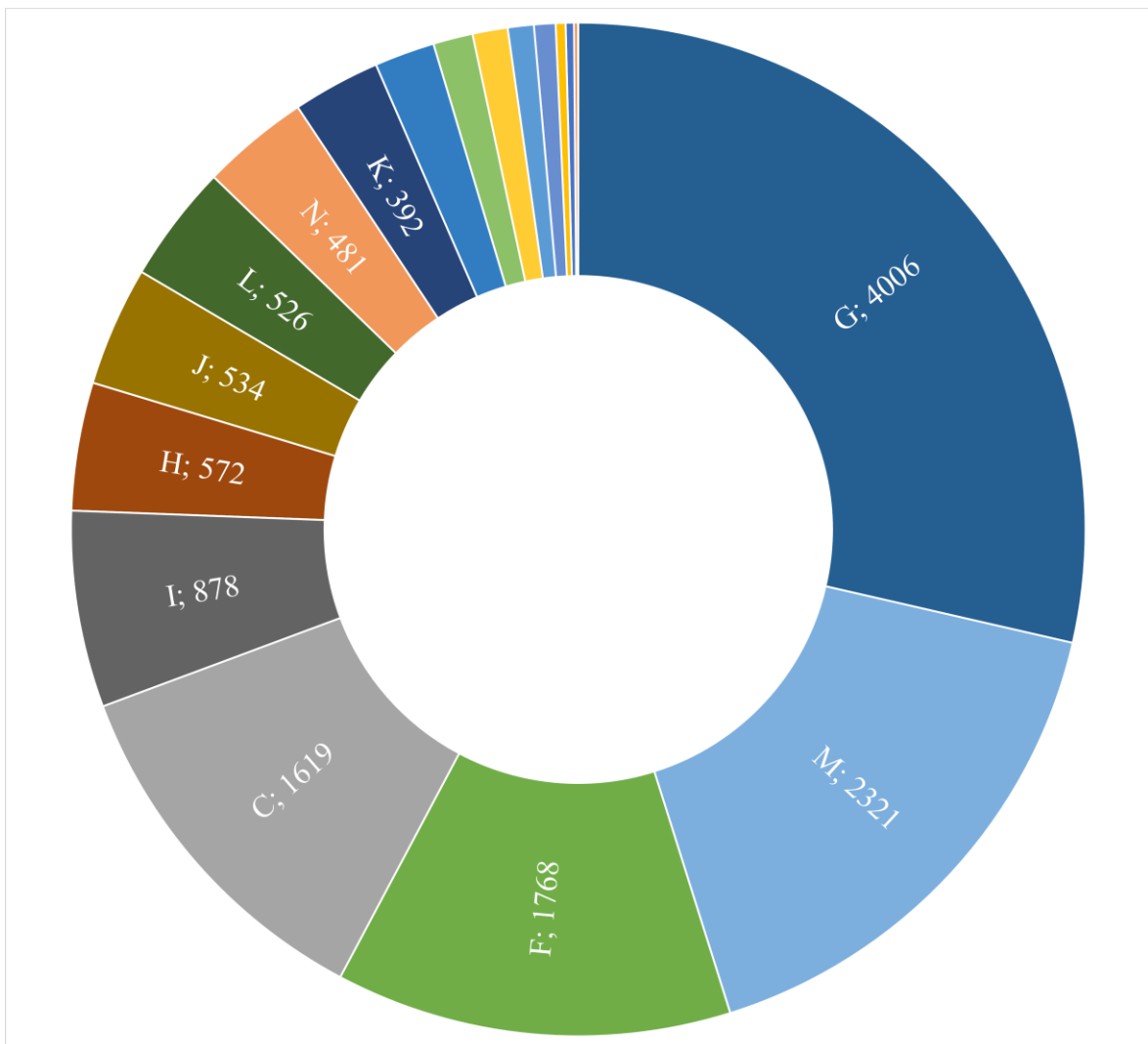
Podjetja v različnih panogah so bila v krizi precej različno uspešna. Sicer je res, da obstajajo precejšnje razlike v kvaliteti vodenja posameznih podjetij, kot tudi nekaj »sreče« pri izbiri poslovnih partnerjev, a kljub temu lahko sklepamo, da so podjetja v različnih panogah v času gospodarske krize različno občutljiva na izbiro financiranja, že čisto iz osnovnih mikroekonomskih vidikov, kot je dohodkovna elastičnost povpraševanja po različnih dobrih, koeficient obračanja sredstev, ipd. (Prašnikar, Domadenik, & Koman, 2008).

Prav zato pa je pomembno, da podobna podjetja obravnavamo podobno, različna pa različno. Iz tega razloga lahko sklepamo, da so analize po panogah bistveno bolj uporabne od splošne analize. Zato sem se odločil narediti oboje, torej tako splošno analizo za vsa slovenska podjetja, kot tudi parcialno analizo največjih nekaj področij Standardne Klasifikacije Dejavnosti 2008.

Kot omenjeno, se zelo lahko zgodi, da glavna dejavnost neke gospodarske družbe dejansko ni največja dejavnost, vendar pa nedvomno pripada najmočnejši veji dejavnosti v gospodarski družbi, torej prek področij, oddelkov, skupin, razredov in podrazredov. V konkretnem primeru taka metoda ni problematična, saj v analizi ne bom obravnaval točnih dejavnosti, pač pa zgolj njihovo področje, zato »top down« princip izbire glavne dejavnosti dejansko koristi analizi, saj ta princip zagotavlja, da je področje glavne dejavnosti hkrati obvezno tudi največje področje dejavnosti opazovane gospodarske družbe.

Če bi hotel analizirati vsako dejavnost posebej, bi dobil veliko število majhnih skupin podjetij, na katerih bi bilo težko doseči statistično značilnost rezultatov, poleg tega pa bi lahko dejansko posamezno podjetje uvrstil v napačno skupino, saj bi lahko taka dejavnost predstavljala zelo majhen delež v celotnem podjetju. Zato raje izberem 9 največjih področij dejavnosti glede na število pripadajočih podjetij, saj tako dobim bistveno bolj primerne podatke za analizo. Izbrana področja so, skupaj s preostalimi, prikazana na Sliki 3, iz katere je razvidno, kakšno večino vseh podjetij pokriva izbranih 9 področij.

Slika 3: Struktura obravnavanih propadlih podjetij po področju SKD



Odločitev za izbiro točno 9 področij izvira iz dveh razlogov, in sicer zaradi majhnosti populacije 10. področja (K) v vrsti ter ker področje K predstavlja finančni sektor, kjer so zaradi narave poslovanja značilne visoke zadolženosti (Hull, 2015).

Tako uporabim naslednjih 9 področij dejavnosti po SKD, prikazanih v Tabeli 1.

Tabela 1: Izbrana področja dejavnosti po SKD

Področje SKD	Opis
C	Predelovalne dejavnosti
F	Gradbeništvo
G	Trgovina; vzdrževanje in popravila motornih vozil
H	Promet in skladiščenje
I	Gostinstvo
J	Informacijske in komunikacijske storitve
L	Poslovanje z nepremičninami
M	Strokovne, znanstvene in tehnične dejavnosti
N	Druge raznovrstne poslovne dejavnosti

Vir: Uredba o SKD, 2008.

Potrebno je še upoštevati, da se je z letom 2008 klasifikacija SKD v veliki meri spremenila, kar predstavlja problem zaradi začetka analize s koncem leta 2007, kar pomeni da SKD šifre določene podjetjem pred letom 2008 niso več kompatibilne s šiframi SKD po letu 2008. Zato sem s pomočjo stare in nove klasifikacije SKD področja ustrezno pretvarjal in sem tako s pomočjo funkcij v Excelu lahko vsakemu podjetju določil tudi področje dejavnosti po SKD 2008. Zaradi poenostavitve za gospodarske družbe, ki so v letu 2008 še obstajala, uporabim njihovo novo klasifikacijo dejavnosti, medtem ko za propadle gospodarske družbe pripravim posebno tabelo pretvorb oddelkov, ki stari oddelek pretvori v prvi oddelek ujemajočega se področja po SKD 2008. Tabela pretvorb je priložena kot Priloga 15: Tabela pretvorb v SKD 2008.

2.2.5 Kriteriji za prepoznavo zombi podjetij

Kot že omenjeno v pregledu literature, obstajajo tako imenovana zombi podjetja (angl. *zombie firms*), ki so zares živa le še na papirju, v realnosti pa komaj životarijo, če sploh, oziroma lastniki in poslovodstvo odlašajo s stečajem. Taka podjetja pa niso problematična samo za gospodarstvo temveč tudi za to analizo. Vsa ta podjetja so namreč tehnično gledano preživela krizo v proučevanem obdobju, vendar v realnosti temu ni tako.

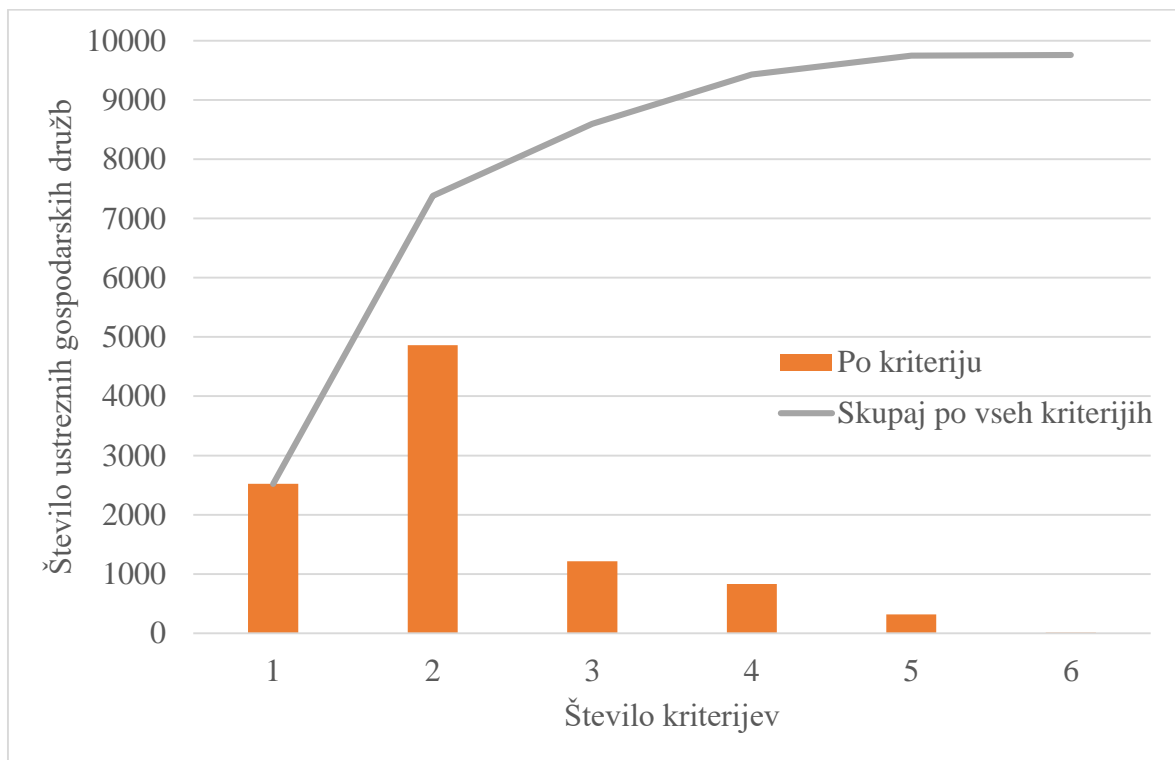
Ker definiranje zombi podjetij ni cilj tega magistrskega dela in ker v obravnavani literaturi ni moč najti preverjene definicije takega podjetja, sem se zgledoval po ostalih avtorjih in sam postavil predpostavko kakšnim kriterijem mora podjetje ustrezati, da ga lahko obravnavamo kot zombi podjetje. Pri tem mi je bil cilj zajeti zgolj najbolj očitne primere, ki bi predvidoma tudi najbolj škodili analizi.

Tako sem kot zombi podjetje označil vsako gospodarsko družbo, ki je formalno sicer preživela celotno obdobje analize in je hkrati ustrezala vsaj enemu od sledečih kriterijev:

- Čisti prihodki iz poslovanja so upadli za najmanj 90 %. Zaradi možnosti vpliva poslovnih ciklov se ta kriterij upošteva le kadar velja, da je tekom te raziskave bil trend prihodkov negativen.
- Čisti prihodki iz poslovanja zadnjih dveh let so v povprečju manjši od 1.000€ letno
- Vrednost aktive podjetja se je zmanjšala za najmanj 90 %.
- Vrednost kapitala podjetja se je zmanjšala za najmanj 90 %.
- Vrednost kapitala je postala negativna (preživela podjetja z negativnim kapitalom že v letu 2007 so bila izločena iz analize)
- V roku enega leta po koncu analize (v letu 2014) je bil zanjo oklican stečaj

S temi pogoji zajamem večino problematičnih gospodarskih družb, ki so propadle v naslednjih nekaj letih po krizi, žal pa ne vseh. Tako recimo skozi te pogoje ustrezno kategoriziram družbo Sava d.d., katere delničarji so bili, oziroma smo bili, ob koncu leta 2016 izbrisani.

Slika 4: Podjetja kategorizirana kot "zombi podjetja" glede na število kriterijev



Kot prikazuje Slika 4, med 34.846 gospodarskimi družbami, ki so obstajale v celotnem obdobju analize, vsem 6 kriterijem ustreza 10 gospodarskih družb, 5 kriterijem ustreza 318 gospodarskih družb, 4 kriterijem ustreza 832 gospodarskih družb, 3 kriterijem ustreza 1.213 gospodarskih družb, 2 kriterijema ustreza 4.864 gospodarskih družb, 1 kriteriju pa ustreza 2.521 gospodarskih družb. Skupno je bilo tako kot zombi podjetje označenih kar 9.758 gospodarskih družb.

2.2.6 Kazalnik zadolženosti

Najosnovnejši problem pri ugotavljanju zadolženosti je definiranje dolga kot takega. V pregledanih analizah ostalih avtorjev naletim na različno pojmovanje dolga, na osnovi katerega potem računajo zadolženost. Tako se kot ena definicija pojavlja tržna vrednost vseh obveznosti, od katerih se plačuje obresti (Ross, Westerfield, & Jaffe, 2013), medtem ko se pri analizi španskega gradbenega sektorja, ki je namensko in metodološko najbolj sorodna moji, kot dolg uporablja knjigovodska vrednost vseh virov sredstev razen kapitala.

Kot je razvidno v naslednjem poglavju, ki opisuje strukturo zbranih podatkov, so velike družbe v Sloveniji v manjšini, tako da iz takih, za katere je možno ugotoviti tržno vrednost kapitala in posledično tržno vrednost dolga, najverjetneje ni mogoče narediti učinkovite statistične analize enostavno zaradi bistveno premajhnega vzorca.

Ostane še vprašanje ali se tudi tukaj ravnati po španskem vzoru in kot dolg uporabiti vse obveznosti ali zgolj tiste, od katerih plačujejo obresti. Uporaba slednjih se mi zdi smiselna v normalno delujočem gospodarstvu, ko je možno katerokoli obveznost nadomestiti z drugo, večina obveznosti do dobaviteljev in drugih deležnikov pa se konstantno ponavlja in tako ostaja na podobnem nivoju. Ampak potrebno je poudariti, da v tem primeru govorimo o izrednih ekonomskih razmerah, ki lahko bistveno vplivajo na obseg poslovanja kot tudi dostopnost finančnih virov. Glede na dejstvo, da so vse obveznosti izterljive ob zapadu v plačilo in s tem vplivajo na likvidnost podjetja se mi zdi smiselna poteza Špancev z uporabo vseh obveznosti, zato tak način uporabim tudi sam.

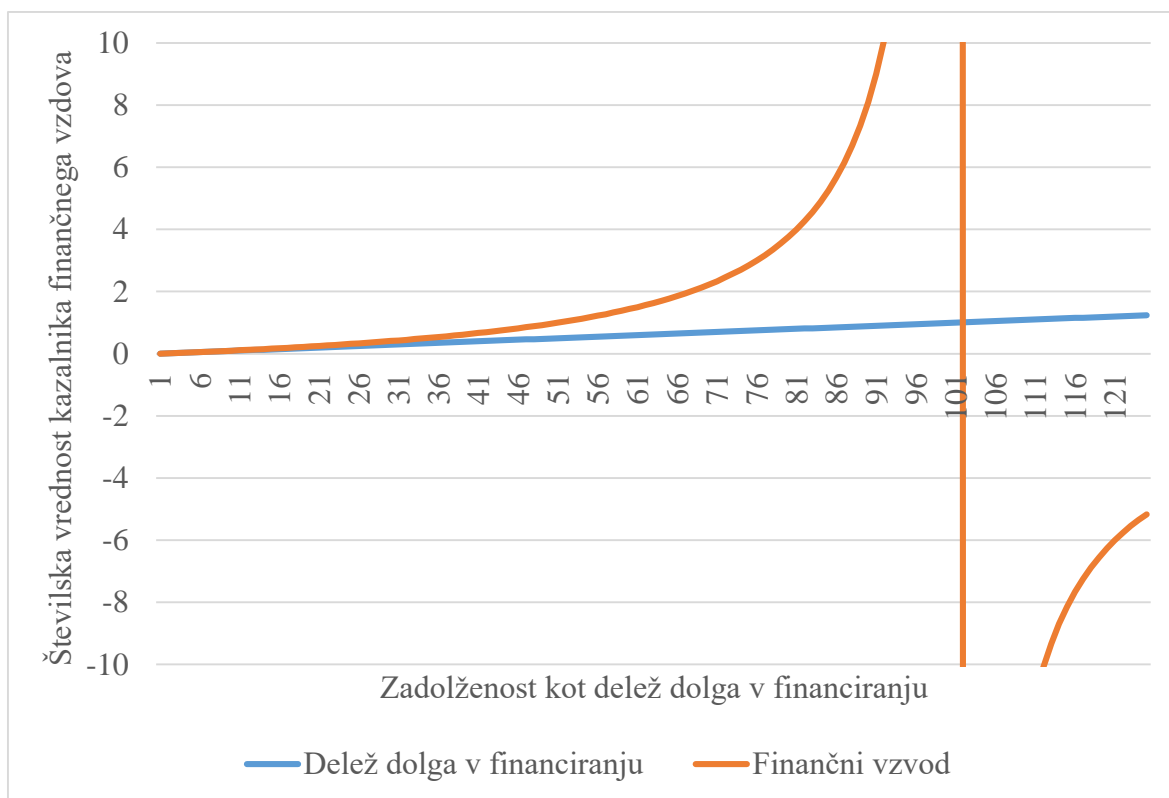
Za prikaz zadolženosti podjetja se v praksi uporabljajo različni kazalniki, pri čemer prevladujeta kazalnik finančnega vzvoda (angl. *Debt to equity ratio*), ki se računa kot razmerje med dolgom in kapitalom, ter kazalnik deleža dolga v financiranju, ki se računa kot razmerje med dolgom in vrednostjo aktive podjetja.

Ker se po mojih opažanjih mednarodno pogosteje uporablja kazalnik finančnega vzvoda sem želel, če bi le bilo mogoče, uporabiti tega. Zavedal pa sem se, da ta kazalnik pri podjetjih z neobičajno visoko zadolženostjo zaide v visoke številke, ki limitirajo v neskončnost, v primeru negativnega kapitala pa spremeni predznak. S pomočjo simulacije v Excelovi tabeli, sem na Sliki 5 to razliko v obnašanju tudi ponazoril.

V tej simulaciji sem kazalnik finančnega vzvoda primerjal s kazalnikom deleža dolga v financiranju, pri čemer sem upošteval, da ima lahko podjetje tudi negativni kapital ter zato upošteval možnost več kot 100 % deleža dolga v financiranju. Abscisna os tako predstavlja delež dolga v financiranju v odstotkih, ordinatna os pa številsko vrednost vsakega od kazalnikov. Seveda gre pri deležu dolga v financiranju za razmerje 1:1, vendar je vseeno dodan tudi ta z namenom bolj očitnega prikaza razlik. Iz Slike 5 je razvidno, da se lahko kazalnik finančnega vzvoda na področju povsem običajnih ravni zadolženosti približuje tako vrednosti minus neskončno, kot tudi vrednosti neskončno, medtem ko se kazalnik deleža dolga v financiranju bistveno manj volatilno giblje med 0 in 1,25 v konkretnem primeru.

Tako se pri visokih stopnjah zadolženosti že zelo majhna sprememba v vrednosti denimo lastniškega kapitala odrazi kot relativno velika sprememba kazalnika finančnega vzvoda in le kot majhna sprememba kazalnika deleža dolga v financiranju. Iz tega je moč sklepati, da je slednji bolj primeren za uporabo v analizi.

Slika 5: Prikaz razlik v gibanju vrednosti različnih kazalnikov zadolženosti s povečevanjem deleža dolga v financiranju



Sicer je res, da obstajajo tudi podjetja, ki izkazujejo negativna sredstva, a so bila tista, ki so imela negativna sredstva, izločena iz analize. Ker sem se zavedal, da bo negativni del kazalnika finančnega vzvoda zagotovo povzročil motnje v regresiji, sem kasneje negativne vrednosti in tiste višje od 100 s pomočjo IF stavka definiriral na vrednost 100.

Vzporedno sem tako izračunal oba kazalnika ter izvedel testno regresijo. Glede na rezultate sem potrdil svojo domnevo in zato v analizi uporabljam zgolj kazalnik deleža dolga v financiranju.

Kazalnik deleža dolga v financiranju je v analizi na videz omejen na vrednost 1, vendar je to zgolj posledica dejstva, da so iz analize izločena vsa podjetja, ki so že v letu 2007 imela negativni kapital, posledično pa tudi umetna omejitev negativnih vrednosti kazalnika finančnega vzvoda, omenjena zgoraj, za samo analizo skorajda ni več relevantna z izjemo gospodarskih družb s sicer pozitivnim minimalnim deležem kapitala.

2.2.7 Struktura končnih podatkov

Podatki v končni obliki za 47.925 gospodarskih družb so zbrani v en Excelov delovni list, ki vključuje matično številko (funkcija ključa, omogoča preštevanje z vrtilno tabelo), ime (za ročno naključno preverjanje), črko poglavja SKD, ter računovodske podatke s konca leta 2007, in sicer vrednost sredstev, kapitala in dolgoročnih obveznosti iz katerih so poračunani še kazalniki delež dolga v financiranju, finančni vzvod in delež dolgoročnih virov financiranja. K temu sta dodani še 2 slamnati (angl. *dummy*) spremenljivki propad (0 – gospodarske družba ni propadla; 1 – gospodarska družba je propadla) in izločitev (0 – gospodarska družba zadošča vsem kriterijem in ni izključena iz analize; 1 – gospodarska družba ne zadošča vsem kriterijem in je izključena iz analize). Točna struktura obravnavanih podjetij glede na panogo, oziroma področje SKD, je razvidna v Tabeli 2.

Tabela 2: Število gospodarskih družb po kategorijah v obdelanih podatkih

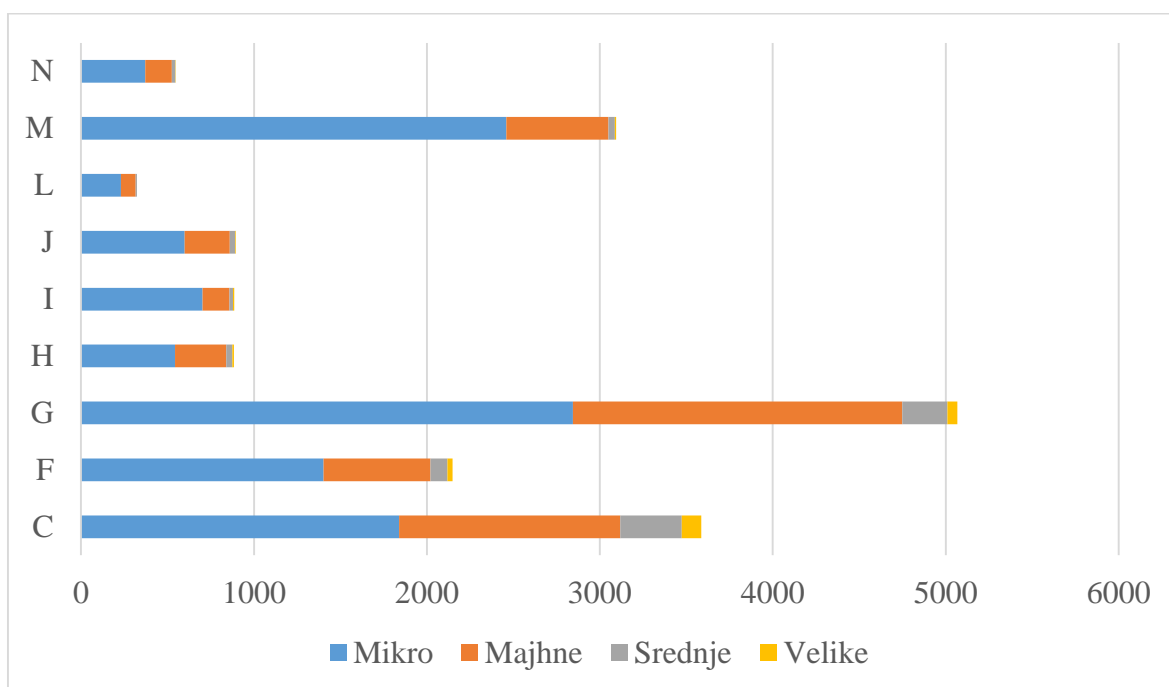
Področje SKD	Število GD	Propadle družbe + zombi podjetja	Preživele GD	Izločene GD	Rang področja SKD glede na propadle družbe
A	341	116	225	210	14
B	68	17	51	26	18
C	6391	1619	4772	2805	4
D	173	44	129	125	16
E	232	37	195	94	17
F	5843	1768	4075	3694	3
G	12887	4006	8881	7820	1
H	2071	572	1499	1186	6
I	2121	878	1243	1235	5
J	2277	534	1743	1381	7
K	963	392	571	667	10
L	1527	526	1001	1203	8
M	8967	2321	6646	5873	2
N	1665	481	1184	1118	9
O	7	2	5	4	19
P	486	157	329	306	13
Q	691	96	595	394	15
R	492	177	315	366	12
S	723	269	454	479	11
Skupaj	47925	14012	33913	28986	
Skupaj izbrani	43749	12705	31044	26315	

Na podlagi pogojev za vključitev panog in podjetij se v binarno logistično regresijo torej vključi 17.434 gospodarskih družb iz devetih področij dejavnosti po SKD in vseh štirih velikostnih razredov (mikro enote, majhne enote, srednje enote ter velike enote) po ZGD-1. Struktura podjetij je prikazana v sledeči Tabeli 3 ter na Sliki 6.

Tabela 3: Struktura vključenih gospodarskih družb

SKD	C	F	G	H	I	J	L	M	N	Skupaj
Mikro	1839	1403	2845	544	703	600	231	2460	371	10996
Majhne	1280	618	1904	296	155	261	84	589	154	5341
Srednje	354	98	262	34	20	30	9	38	21	866
Velike	113	30	56	11	8	5		7	1	231
Skupaj	3586	2149	5067	885	886	896	324	3094	547	17434

Slika 6: Struktura vključenih gospodarskih družb



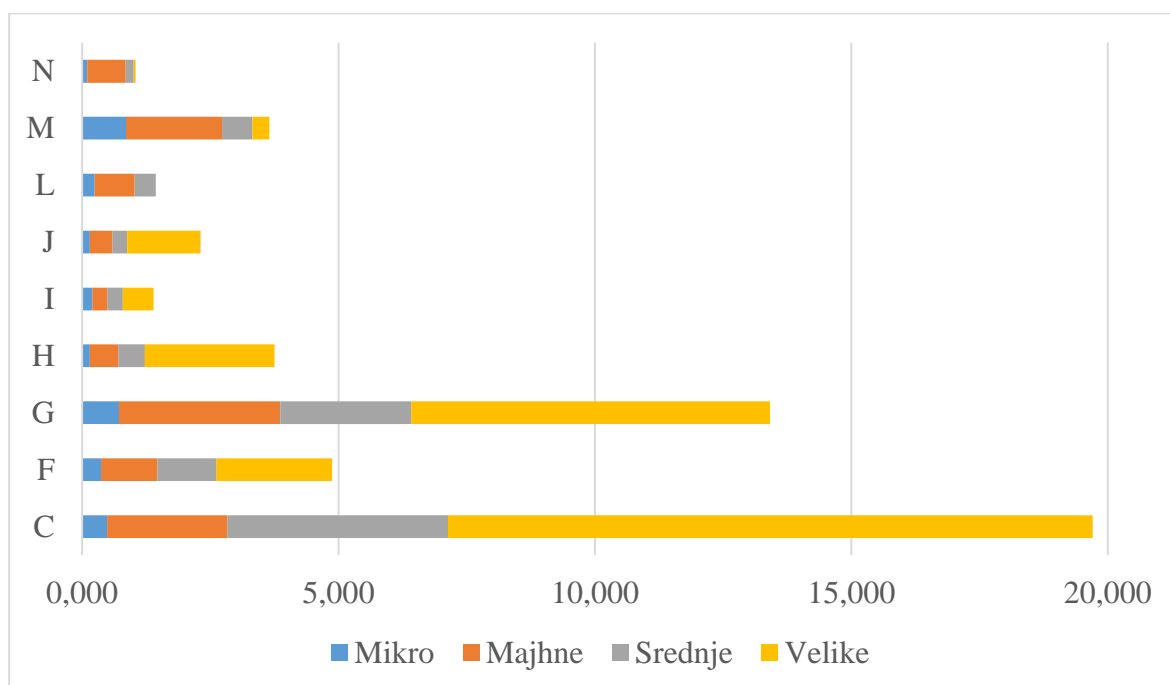
Skupaj so, kot je razvidno iz Tabele 4, izbrane gospodarske družbe v letu 2007 izkazovale 51,6 milijarde € premoženja, od skupno 95,1 milijarde evrov premoženja vseh obstoječih gospodarskih družb v letu 2007, oziroma od skupno 79,8 milijarde € premoženja vseh obstoječih gospodarskih družb brez finančnega sektorja.

Tabela 4: Struktura gospodarskih družb po komulativni vrednosti sredstev (v mrd €)

SKD:	C	F	G	H	I	J	L	M	N	Skupaj
Mikro	0,486	0,370	0,719	0,147	0,199	0,148	0,246	0,852	0,102	3,270
Majhna	2,348	1,099	3,142	0,560	0,292	0,445	0,776	1,873	0,746	11,279
Srednja	4,298	1,153	2,556	0,516	0,305	0,287	0,412	0,594	0,159	10,279
Velika	12,575	2,252	6,996	2,530	0,596	1,429	0,000	0,333	0,034	26,746
Skupaj	19,707	4,874	13,413	3,752	1,392	2,309	1,434	3,651	1,041	51,574

Za lažjo predstavo to strukturo predstavim še v Sliki 7, kjer se najboljše izkažejo velike razlike med dejavnostmi.

Slika 7: Struktura gospodarskih družb po komulativni vrednosti sredstev (v mrd €)



Povprečna izbrana gospodarske družba je imela ob koncu leta 2007 2,96 milijona € premoženja po strukturi prikazani v Tabeli 5:

Tabela 5: Struktura gospodarskih družb po povprečni vrednosti sredstev (v tisočih €)

SKD	C	F	G	H	I	J	L	M	N	Skupaj
Mikro	264	264	253	270	284	247	1063	347	275	297
Majhna	1834	1778	1650	1891	1881	1703	9240	3179	4843	2112
Srednja	12141	11765	9755	15172	15232	9566	45797	15622	7570	11869
Velika	111280	75076	124930	229990	74537	285880	0	47517	34073	115780
Skupaj	5496	2268	2647	4240	1571	2577	4426	1180	1903	2958

Med vključenimi gospodarskimi družbami jih je v letih 2008 do 2013 propadlo ali pa bilo označenih kot zombi podjetje kar 27 %, po strukturi prikazani v Tabeli 6:

Tabela 6: Struktura gospodarskih družb po številčnem deležu propadlih (v %)

SKD	C	F	G	H	I	J	L	M	N	Skupaj
Mikro	26	39	32	30	53	21	39	19	31	30
Majhna	20	39	19	20	34	16	23	20	23	22
Srednja	22	47	21	18	15	13	22	18	33	24
Velika	17	57	9	18	0	0		0	0	19
Skupaj	23	39	26	26	48	20	34	19	29	27

Med velikimi enotami je pri dejavnosti posredništvo z nepremičninami SKD področja L prazna vrednost, saj v analizo ni bila vključena nobena velika družba s to dejavnostjo.

Vključene gospodarske družbe so ob koncu leta 2007 izkazovale tudi izjemno visoko zadolženost v višini 64,6 %, vrednost pa se bistveno ne spreminja glede na dejavnost in velikost. V kombinaciji z deleži propadlih podjetij se lahko to dejstvo kasneje izkaže kot problematično z vidika verjetnosti propada, ki bo verjetno pri tej povprečni vrednosti zadolženosti 64,6 % še razmeroma nizka.

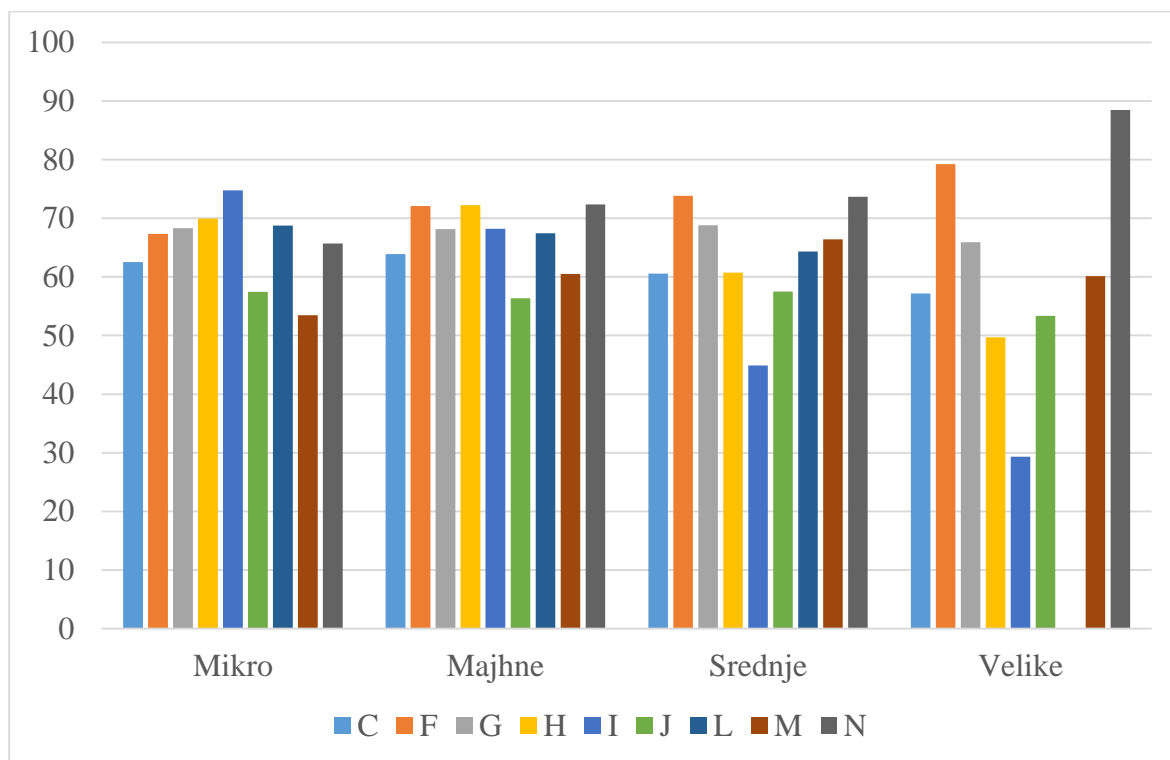
Za delno primerjavo je bila v mednarodni analizi povprečnih zadolženosti Južna Koreja z najvišjo zadolženostjo, ki se jo lahko izrazi kot delež dolga v financiranju v višini 32 % (Ross et al., 2013). Primerjava je le delna, ker avtorji zajemajo le tržno vrednost finančnega dolga, torej bi bila stopnja ob uporabi enake metodologije verjetno precej višja. Dejansko stanje zadolženosti slovenskih podjetij pred pričetkom krize pa je razvidno iz Tabele 7 ter Slike 8.

Tabela 7: Struktura gospodarskih družb po povprečnem deležu dolga v financiranju (v %)

SKD	C	F	G	H	I	J	L	M	N	Skupaj
Mikro	62,5	67,3	68,3	70,0	74,8	57,5	68,7	53,5	65,7	63,7
Majhna	63,9	72,1	68,1	72,2	68,2	56,4	67,5	60,5	72,4	66,5
Srednja	60,6	73,8	68,8	60,7	44,9	57,5	64,3	66,4	73,6	64,7
Velika	57,2	79,2	65,9	49,7	29,3	53,4		60,1	88,5	61,0
Skupaj	62,7	69,2	68,2	70,1	72,5	57,1	68,3	55,0	67,9	64,6

Ker gre za kazalnik ključnega pomena v analizi, podatke predstavim še grafično, saj se tako najbolje vidi variacijo med dejavnostmi kot tudi variacijo med velikostmi.

Slika 8: Struktura gospodarskih družb po povprečnem deležu dolga v financiranju (v %)



2.3 Analiza

Po vzoru drugih avtorjev, predvsem avtorjev španske študije (Barboza et al., 2017), bom svoje hipoteze na zbranih podatkih najprej poskusil dokazati s pomočjo linearne regresije, vendar ker je v mojem primeru učinek vedno dihonomna spremenljivka, saj preživetje posamezne gospodarske družbe opisujem zgolj z DA ali NE, se poslužim binarne logistične regresije s pomočjo programa IBM SPSS Statistics 22.

V iskanju čim boljšega modela, ki bo v čim večji meri in čim bolj kvalitetno pojasnil relacije med neodvisnimi spremenljivkami in odvisno spremenljivko, bom vzpostavil več modelov z uporabo različnih spremenljivk, pri čemer bom tudi isti vpliv poskusil vpeljati v analizo prek različnih spremenljivk in tako ugotoviti katera kombinacija vrne najbolj kvalitetne rezultate.

Kot kriterije za ustreznost modelov bom uporabil njihovo pojasnjevalno moč R^2 ter statistično značilnost ključnih spremenljivk. Torej bom za potrjevanje posamezne hipoteze med ustreznimi modeli izbral tistega, ki se bo na podlagi teh kriterijev izkazal za najbolj kvalitetnega.

Glede na to, da je določanje mejne stopnje zadolženosti lahko precej zahtevno z vidika omejenosti potencialnih modelov in drugih vplivov, zato bom v tem delu uporabil vsaj dve analizi različnih modelov in iz njiju poskusil dobiti neke smiselne zaključke.

Glede na obsežnost izbora podatkov, kot tudi intenzivnost obdelave le-teh, menim da je racionalno na njih izvesti tudi nekaj osnovnih kumulativnih statistik, s katerimi ta magistrska naloga poda bolj podrobno sliko gospodarske situacije tekom proučevanega obdobja. Jasno bodo izvedene samo analize, ki neposredno izhajajo iz zbranih podatkov, medtem ko so ostali aspekti dostopni v drugih virih.

2.3.1 Spremenljivke

Vse uporabljene spremenljivke v tej analizi bazirajo na računovodskih postavkah uporabljenih v bazi letnih poročil.

Odvisna spremenljivka je v tej analizi samo ena, in sicer propad gospodarske družbe. Gre za dihotomno spremenljivko, ki lahko zavzame vrednosti 0 (propad se ni zgodil) in vrednost 1 (propad se je zgodil). Pri tem velja omeniti posebne kriterije za prepoznavanje propada, ki vključujejo tudi prepoznavanje t.i. zombi podjetja. Ti kriteriji so opisani v poglavju 2.2.5.

Neodvisnih spremenljivk pa je v tej analizi veliko, saj so določene za vsako panogo posebej. V enačbah uporabljene spremenljivke izvirajo bodisi iz drugih, spodaj definiranih spremenljivk, bodisi pa neposredno iz Ajpesove baze letnih poročil.

- **Leverage** predstavlja finančni vzvod ob koncu leta 2007 in se računa po enačbi (1)

$$Leverage = \frac{SREDSTVA - KAPITAL}{KAPITAL} \quad (1)$$

- **DDF** predstavlja delež dolga v financiranju ob koncu leta 2007 in se računa po enačbi (2):

$$DDF = \frac{SREDSTVA - KAPITAL}{SREDSTVA} \quad (2)$$

- **DDF²** predstavlja kvadratno vrednost spremenljivke DDF.
- **LR** predstavlja delež dolgoročnih virov financiranja ob koncu leta 2007 v bilančni vsoti in se računa po enačbi (3):

$$LR = \frac{DOLGOROČNE\ OBVEZNOSTI\ (076 + 080 + 084) + KAPITAL}{SREDSTVA} \quad (3)$$

- **Velikost** predstavlja bilančno vsoto gospodarske družbe ob koncu leta 2007
- **LNvelikost** predstavlja robustno spremenljivko izpeljano iz spremenljivke velikost kot njen naravni logaritem po enačbi (4):

$$LNvelikost = \ln(Velikost) \quad (4)$$

- **Mikro** predstavlja slamnato spremenljivko za klasifikacijo gospodarske družbe kot mikro enote po ZGD-1
- **Majhna** predstavlja slamnato spremenljivko za klasifikacijo gospodarske družbe kot majhne enote po ZGD-1
- **Srednja** predstavlja slamnato spremenljivko za klasifikacijo gospodarske družbe kot srednje enote po ZGD-1
- **Velika** predstavlja slamnato spremenljivko za klasifikacijo gospodarske družbe kot velike enote po ZGD-1
- **Velikasrednja** predstavlja slamnato spremenljivko sestavljeno iz vrednosti Srednja in Velika
- **SKDC** predstavlja slamnato spremenljivko za C področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Predelovalne dejavnosti«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDCddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za C področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi (5):

$$SKDCddf = SKDC * DDF \quad (5)$$

- **SKDF** predstavlja slamnato spremenljivko za F področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Gradbeništvo«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDFddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za F področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi (6):

$$SKDFddf = SKDF * DDF \quad (6)$$

- **SKDG** predstavlja slamnato spremenljivko za G področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Trgovina; vzdrževanje in popravila motornih vozil«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDGddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za G področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi (7):

$$SKDGddf = SKDG * DDF \quad (7)$$

- **SKDH** predstavlja slamnato spremenljivko za H področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Promet in skladiščenje«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDHddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za H področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi (8):

$$SKDHddf = SKDH * DDF \quad (8)$$

- **SKDI** predstavlja slamnato spremenljivko za I področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Gostinstvo«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDIddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za I področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi (9):

$$SKDIddf = SKDI * DDF \quad (9)$$

- **SKDJ** predstavlja slamnato spremenljivko za J področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Informacijske in komunikacijske dejavnosti«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDJddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za J področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi (10):

$$SKDJddf = SKDJ * DDF \quad (10)$$

- **SKDL** predstavlja slamnato spremenljivko za L področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Poslovanje z nepremičninami«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDLddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za L področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi

$$SKDLddf = SKDL * DDF \quad (11)$$

- **SKDM** predstavlja slamnato spremenljivko za M področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Strokovne, znanstvene in tehnične dejavnosti«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDMddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za M področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi

$$SKDMddf = SKDM * DDF \quad (12)$$

- **SKDN** predstavlja slamnato spremenljivko za N področje standardne klasifikacije dejavnosti (SKD) – »Druge raznovrstne poslovne dejavnosti«; v primeru, da je glavna dejavnost gospodarske družbe uvrščena v to poglavje, spremenljivka zavzame vrednost 1, sicer 0
- **SKDNddf** predstavlja izračunano vrednost deleža dolga v financiranju za N področje standardne klasifikacije dejavnosti in se računa po enačbi

$$SKDNddf = SKDN * DDF \quad (13)$$

2.3.2 Modeli

V analizi je bilo z namenom dokaza vseh hipotez ter izboljšanja statistične značilnosti in pojasnjevalne moči uporabljenih dvanajst različnih modelov, ki vključujejo vsak drugačno kombinacijo spremenljivk.

Začenjam z osnovnim modelom, ki ga potem v iskanju najboljšega modela nadgrajujem v različne smeri. To počnem zato, ker se včasih lahko izkaže, da je osnovnejši model bolj učinkovit od kompleksnejšega, kar je bilo v primeru dni blokad transakcijskih računov tudi dokazano, ko je najosnovnejši model izjemno točno produciral napovedi za naprej in tako minimalno zaostal za kompleksnejšimi modeli (Mramor & Valentinčič, 2003). Osnovnejši modeli so tako zanimivi tudi z vidika *cost-benefit*, saj je možno z majhnim deležem truda za vzpostavitev modela pridobiti zelo kvaliteten model in je na drugi strani posledično možno z majhnim deležem truda hitro generirati napovedi, ki po svoji natančnosti minimalno zaostajajo za napovedmi kompleksnejših modelov.

Navkljub dejstvu, da je za regresijo, ki vključuje t.i. slamnate spremenljivke, potrebna ena slamnata spremenljivka manj kot je vseh atributov, ki jih s to spremenljivko opisujemo, za potrebe večje preglednosti in primerljivosti, operiram s polnim številom slamnatih spremenljivk, kar mi tudi omogoča izbiro tiste, ki jo iz modelov izključim in tako predstavlja splošni model. Z ustrezno izbiro te spremenljivke je v nekaterih primerih možno znatno izboljšati statistično značilnost koeficientov, kar mi je tudi uspelo.

Vseh dvanajst linearnih modelov je prikazanih v spodnji tabeli, označeni so s števkami 1 do 12. Za vsako uporabljeno spremenljivko je v tabeli podana p-vrednost statistične značilnosti. Na dnu tabele je dodana še vrednost R^2 za vsak model posebej, ki je pa dejansko pseudo- R^2 , ki je prilagojen na logistični model, tako da lahko zavzame vrednosti vse od 0 do 1 (Nagelkerke, 1991) in se izračuna po sledeči enačbi:

$$R^2 = 1 - \exp \left[-\frac{2}{n} \{I(\hat{\beta}) - I(0)\} \right] = 1 - \left\{ \frac{L(0)}{L(\hat{\beta})} \right\}^{\frac{2}{n}} \quad (14)$$

Modeli so bili zasnovani z namenom potrditve hipotez, medtem ko je bila sama postavitev kot tudi izbira med spremenljivkami, ki izkazujejo vpliv istega dejavnika, izbrana s pomočjo poskušanja, kar je tudi razlog za oblikovanje modelov. Naknadno sta bila dodana še dva kvadratna modela, ki po vsebini posnemata vsak enega izmed osnovnih dvanajstih modelov, prikazanih v Tabeli 8, skupaj z izpisanimi značilnostmi statističnih koeficientov.

Izbor najbolj kvalitetnega modela za dokazovanje posamezne hipoteze je bil opravljen na podlagi merila R^2 , statistične značilnosti vključenih koeficientov ter deleža pravilnih napovedi. Drugi avtorji se tukaj opirajo predvsem na delež pravilnih napovedi, tako pri primerjavi tehnik (Barboza et al., 2017), kot tudi pri konkretnih študijah (Marzal-Martinez et al., 2014), vendar osebno vidim v tem pomanjkljivost. Kot je razvidno iz tabele 2, je skoraj 71 % gospodarskih družb krizo preživelo, torej bi bilo možno z napovedjo, da preživi vsaka

družba, ne glede na njeno zadolženost, možno doseči kar 71 % pravilnost napovedi, s tem pa bi bila analiza neuporabna, s čimer bi bila dejansko povzročena napaka 1. vrste, saj se lahko tako zmotno zavrne ničelno domnevo in na podlagi tega oblikuje napačen sklep glede logističnih koeficientov. Naknadno pa sem z dodatnimi preizkusi ugotovil, da tudi vključevanje dodatnih pogojev ni dovolj, saj se v literaturi uporabljena linearna logistična regresija ne prilega najbolje zbranim podatkom, čeprav v primerjavi s kvadratno logistično regresijo vrne večji delež pravilnih napovedi.

Tabela 8: Modeli s finančnim vzvodom uporabljeni v analizi

Model št.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Konstanta	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Leverage		0,000			0,000							
DDF	0,000		0,000	0,000		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LR							0,000			0,000	0,000	0,000
Velikost												
LNvelikost			0,000									0,000
Mikro				0,000	0,000	0,000	0,000		0,000	0,000	0,000	
Majhna				0,000								
Srednja				0,039								
Velika				0,895								
SKDC					0,000			0,000	0,000	0,000	0,010	0,000
SKDClev											0,670	
SKDF					0,025			0,014	0,114	0,006	0,958	0,059
SKDFlev											0,480	
SKDG					0,000			0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SKDGlev											0,102	
SKDH					0,000			0,000	0,000	0,000	0,023	0,000
SKDHlev											0,550	
SKDI					0,000			0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SKDIlev											0,000	
SKDJ					0,000			0,000	0,000	0,000	0,313	0,000
SKDJlev											0,211	
SKDL					0,336			0,000	0,001	0,001	0,059	0,061
SKDLlev											0,003	
SKDM					0,000			0,000	0,000	0,000	0,496	0,000
SKDMlev											0,019	
SKDN					0,002			0,000	0,000	0,000	0,120	0,000
SKDNlev											0,963	
R²	0,23	0,35	0,25	0,24	0,36	0,24	0,25	0,25	0,26	0,27	0,27	0,27

2.3.3 Model zadolženosti (št. 8)

Za proučevanje učinkov zadolženosti brez ročnosti in velikosti imam na voljo več modelov, in sicer 1, 2 in 8. Vsi našeti modeli imajo vse spremenljivke značilne. Zaradi koherentnosti na tej točki izločim model 2, ki vključuje finančni vzvod, izključno zato, da se ne ustvarja zmeda v kombinaciji z drugimi uporabljenimi modeli, saj nikjer drugje model, ki bi vključeval finančni vzvod ni bil več dovolj kvaliteten.

Model 1 zajema zgolj nivo zadolženosti, torej velja za celotno populacijo, ki je v tem primeru sestavljena iz 9 področij dejavnosti po SKD. Ta model pri binarni logistični regresiji doseže v splošnem zadovoljivo¹ raven pojasnjevalne moči merjene z R^2 v višini 0,23 z obema značilnima regresijskima koeficientoma pri stopnji značilnosti nižji od 1 %. Model tudi pravilno napove 80,7 % izidov.

Pri modelu 8 pa je v obliki slamnate spremenljivke upoštevano še področje SKD, ki zaradi različne narave poslovanja bistveno vpliva na rezultate. Ta model pri binarni logistični regresiji doseže v splošnem zadovoljivo² raven pojasnjevalne moči merjene z R^2 v višini 0,25 z vsemi značilnimi regresijskimi koeficienti pri stopnji značilnosti nižji od 1 %. Model tudi pravilno napove 80,9 % izidov.

Ker je model 8 torej bolj kvaliteten, predvsem pa v poslovnem svetu bolj uporaben, ga uporabim za dokazovanje prve hipoteze, medtem ko za dejanski izračun mejnih stopenj zadolženosti, ki tudi predstavlja del prve hipoteze, uporabim oba smiselna modela (1 in 8), prvega za splošno oceno in osmega za oceno po dejavnostih.

2.3.4 Model zadolženosti in velikosti (št. 9)

Dejavnik, po katerem se gospodarske družbe bistveno razlikujejo je njihova velikost, zato sem mnenja da jo je smiselno dodati v ta model. Velikost bi lahko vpeljal na več načinov, denimo z vpeljavo treh slamnatih spremenljivk za vse 4 klasificirane velikosti (Zakon o gospodarskih družbah) ali na drugi strani z dodajanjem katerega od glavnih meril velikosti podjetja, na primer vrednost letnih prihodkov od prodaje. S tema dvema metodama a hkrati brez vpliva ročnosti financiranja je narejenih več modelov, in sicer 3, 4, 5, 6 in 9. Pri tem imata modela 4 in 5 vsak po en neznačilen koeficient in po en koeficient s stopnjo značilnosti nad 1 % do vključno 5 %. Tudi model 9 ima en neznačilen koeficient, vendar je kot tak nenadomestljiv, saj edini vključuje dejavnost.

Tako se za dokaz druge hipoteze odločam za kombinacijo modela 9 z modelom 3 ali 6. Čeprav ima model 3 večji R^2 , ima model 6 večji delež pravilnih napovedi, poleg tega pa

¹ Predvidene so naslednje mejne vrednosti: 0,02 kot šibka pojasnjevalna moč, 0,13 kot zmerne pojasnjevalna moč in 0,26 kot znatna pojasnjevalna moč (Cohen, 1969).

² Predvidene so naslednje mejne vrednosti: 0,02 kot šibka pojasnjevalna moč, 0,13 kot zmerne pojasnjevalna moč in 0,26 kot znatna pojasnjevalna moč (Cohen, 1969).

omogoča enostavnejšo *goal-seek* analizo za potrebe računanja mejnih stopenj zadolženosti. Poleg tega je tudi bolj podoben modelu 9, ki samo še vključuje kontroliranje po dejavnosti.

Tako uporabim modela 6 za splošno oceno ter 9 za oceno po dejavnostih.

2.3.5 Model zadolženosti in ročnosti (št. 10)

Ker je iz vidika likvidnosti in tudi solventnosti ročnost financiranja velikega pomena, sklepam da bi se moralo to odražati tudi skozi analizo. Sicer je res, da je potreben delež dolgoročnih obveznosti bistveno različen glede na poslovni model gospodarske družbe, vendar ga vseeno vključim v modele 7, 10, 11 in 12, ki so v večini kontrolirani za področje SKD, s čimer sem menil, da bo pokrite dovolj variabilnosti iz tega naslova, kar se je kasneje izkazalo za resnično. Podobno kot pri modelu zadolženosti, še posebej pa zaradi znatno izboljšanih rezultatov v tistem primeru, tudi tukaj smatram kot smiselno vključevanje učinka velikosti, zato vsi omenjeni modeli že vključujejo po eno pojasnjevalno spremenljivko s strani velikosti gospodarske družbe.

Pri modelih 11 in 12 se srečam s problematično statistično značilnostjo koeficientov, zato posežem po modelih 7 in 10. Ker pa imata oba modela po dve razmernostni spremenljivki, menim da model brez vključenih dejavnosti ne predstavlja več neke bistvene poenostavitve, ki bi mu dodajala vrednost, zato v tem primeru uporabim zgolj model 10.

Model 10 pri binarni logistični regresiji doseže še nekoliko boljše raven pojasnjevalne moči merjene z R^2 , in sicer v višini 0,27 in ima značilne vse regresijske faktorje pri stopnji značilnosti nižji od 1 %.

2.3.6 Mejna stopnja zadolženosti po panogah (št. 5)

Eden od ciljev te magistrske naloge je bilo tudi definiranje mejnih stopenj zadolženosti po posameznih področjih SKD. Gre za neke vrste vrednosti, ki služijo za občutek, oziroma pri ocenah »čez palec«, od kakšne stopnje zadolženosti dalje dotična gospodarska družba postane rizična za poslovanje v neugodnih ekonomskih razmerah.

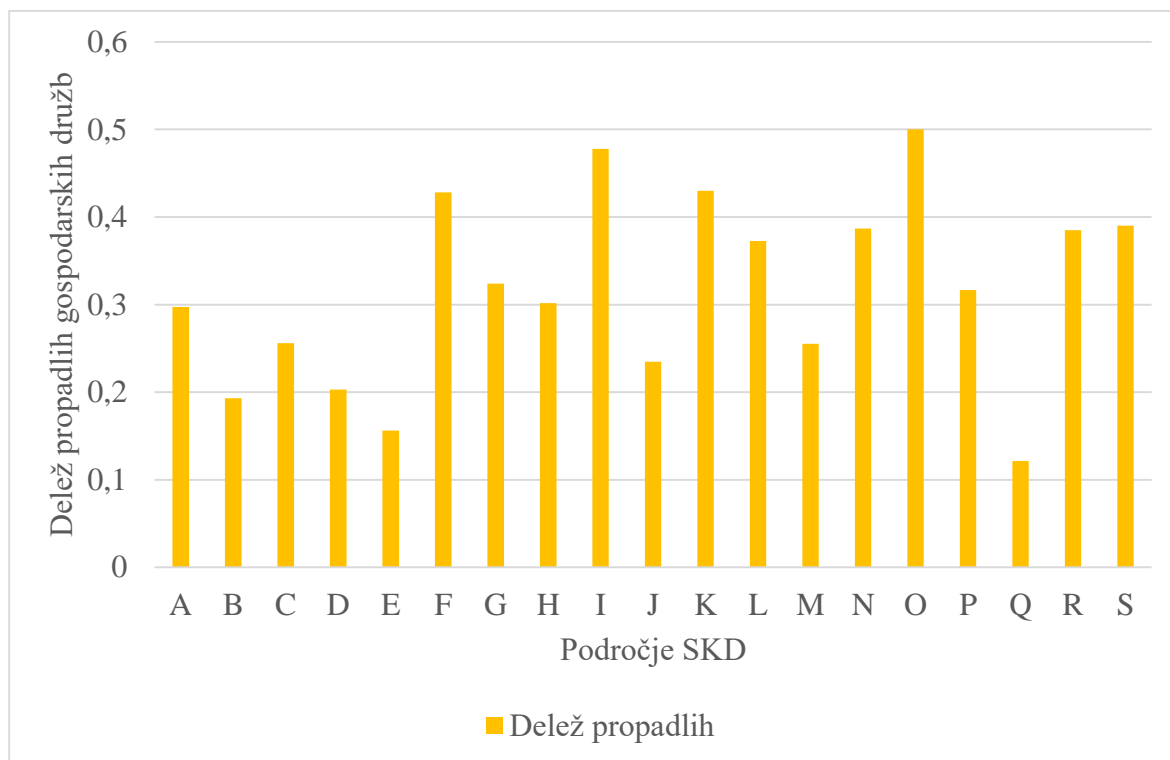
Zaradi poenostavitve, ki je za uresničevanje tega namena ključna (sicer si je možno izračunati verjetnost na podlagi vseh vključenih faktorjev), v sklopu dokazovanja prvih dveh hipotez izberem modele, ki tak izračun omogočajo.

Za sam izračun mejnih stopenj zadolženosti zaradi bistveno različnih modelov ne izpeljujem formul matematično, pač pa se raje poslužim kombinacije orodja *Goal-seek* in uporabe makrov v Excelu. S tem proces izračuna povsem avtomatiziram, potreben čas za izvedbo pa je približno 15 sekund, kar je pri tem obsegu podatkov dovolj velika pospešitev, da ne vidim razloga za uporabo izpeljav, ki vzamejo precej več časa za vzpostavitev, čeprav se potem računajo instantno. Uporabljen makro je priložen v Prilogi 16.

2.4 Splošne statistike za predstavo o gospodarski situaciji

Za lažje razumevanje rezultatov ter njihovo lažjo umestitev v neko širšo celoto, sem iz zbranih podatkov pripravil nekaj splošnih statistik in prikazov s področja obravnavane gospodarske situacije in obravnavanih gospodarskih družb.

Slika 9: Delež propadlih gospodarskih družb znotraj vsakega področja SKD

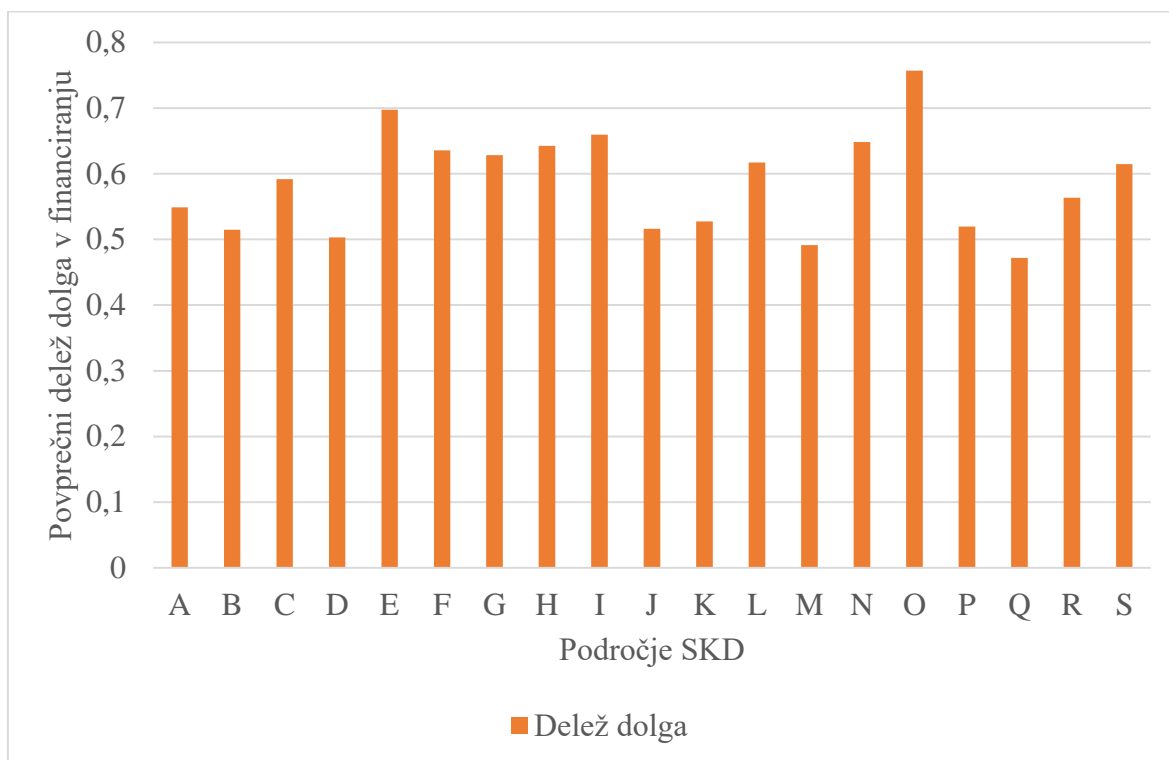


Zgornja Slika 9 prikazuje delež propadlih gospodarskih družb znotraj vsakega področja SKD posebej. Največ propadlih je bilo znotraj področja O, ki predstavlja dejavnost javne uprave in obrambe; dejavnost obvezne socialne varnosti. Subjektov s tega področja, ki imajo pravno-organizacijsko obliko gospodarske družbe je bilo namreč ob koncu leta zgolj 7, med njimi tudi Rudnik živega srebra v Idriji, zato ta podatek ne smatram kot merodajen.

Na drugem mestu se je znašlo področje SKD I, ki predstavlja gostinstvo, sledi mu področje F, ki predstavlja gradbeništvo.

Med najbolj uspešnimi z vidika preživetja krize je na prvem mestu področje Q, ki predstavlja zdravstveno in socialno varstvo, na drugem mestu področje E, ki predstavlja oskrbo z vodo, ravnanje z odplakami in odpadki ter saniranje okolja. Med področji vključenimi v analizo pa se je najbolje odrezalo področje J, ki predstavlja informacijske in komunikacijske dejavnosti.

Slika 10: Povprečni delež dolga v financiranju znotraj vsakega področja SKD



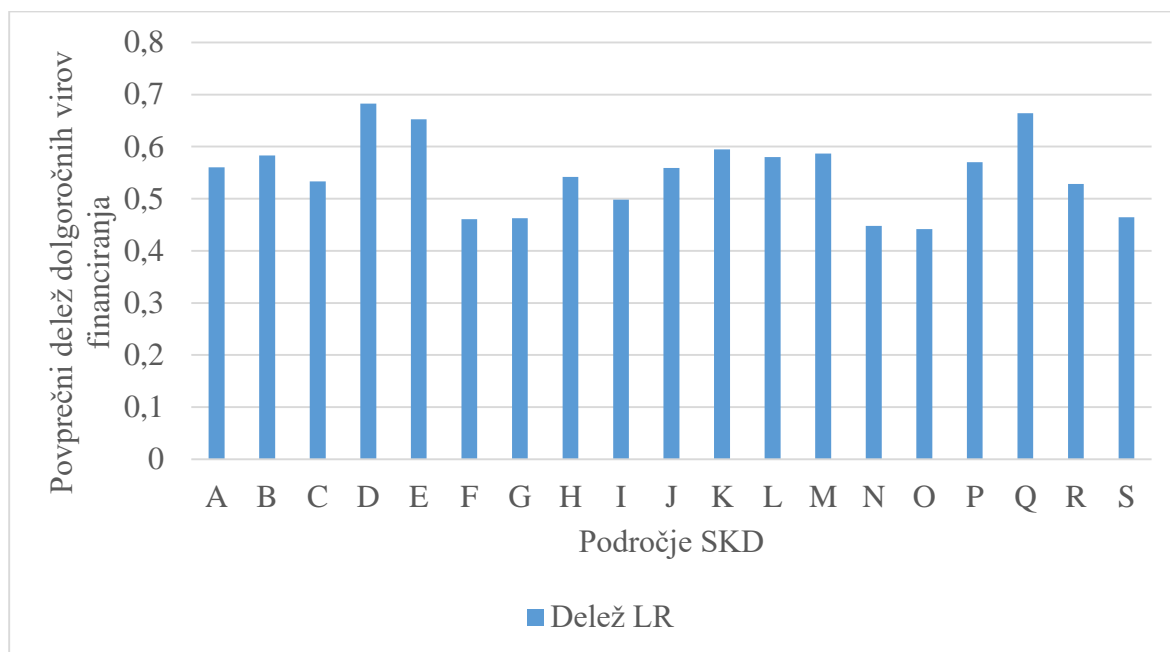
Zgornja Slika 10 prikazuje povprečni delež dolga v financiranju gospodarskih družb znotraj posameznega področja SKD, pri čemer so bile najbolj zadolžene gospodarske družbe znotraj področja O, z zanemarljivo majhnim vzorcem. Na drugem mestu je področje E, ki predstavlja oskrbo z vodo, ravnanje z odpadki in odpadki ter saniranje okolja.

Med področji vključenimi v analizo, so bila v povprečju najbolj zadolžene gospodarske družbe v gostinstvu, najmanj pa gospodarske družbe v področju M, ki predstavlja strokovne, znanstvene in tehnične dejavnosti.

V splošnem so povprečni nivoji zadolženosti zelo visoki, če jih primerjamo na povprečja drugih držav, prikazana v poglavju 1.1, kar tudi do neke mere pojasnjuje izjemno visoke mejne vrednosti zadolženosti potrebne za statistično napoved propada gospodarskih družb predstavljenih v poglavju 2.5.4.

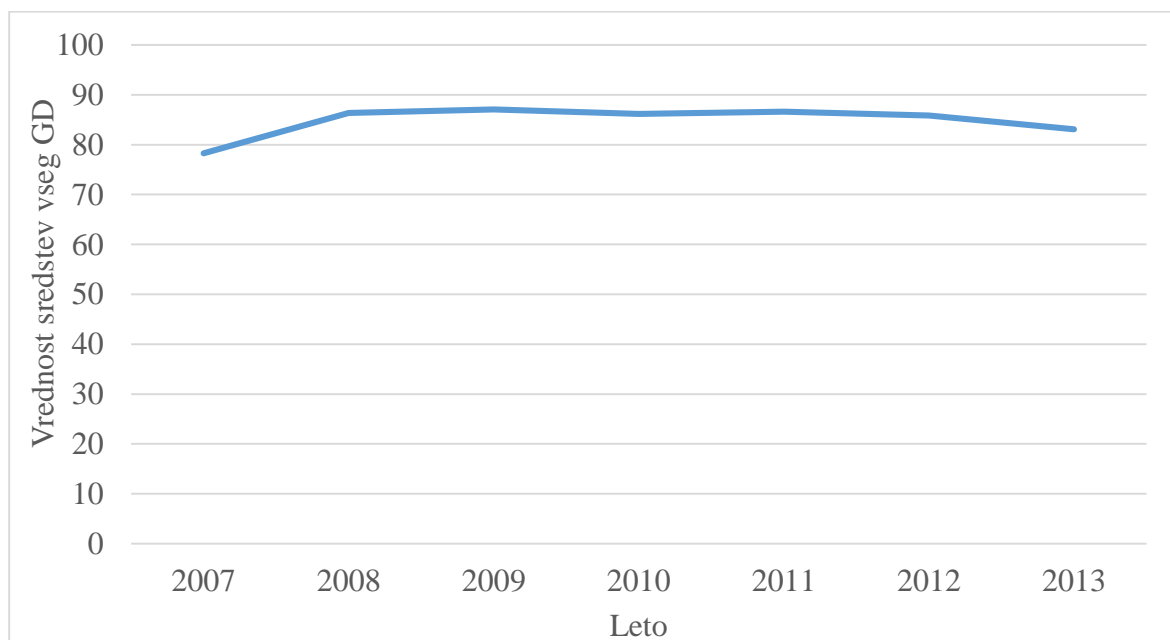
Spodnja Slika 11 prikazuje povprečni delež dolgoročnih virov v financiranju gospodarskih družb znotraj posameznega področja SKD, pri čemer so imele najvišji delež gospodarske družbe znotraj področja D, ki predstavlja oskrbo z električno energijo, sledijo jim družbe iz področja Q, ki predstavlja zdravstveno in socialno varstvo.

Slika 11: Povprečni delež dolgoročnih virov financiranja znotraj vsakega področja SKD



Med področji, vključenimi v analizo, so imele najvišji delež gospodarske družbe iz področja K, ki predstavlja finančne in zavarovalniške dejavnosti, najnižjega pa iz področja N, ki predstavlja druge raznovrstne poslovne dejavnosti, sledijo jim družbe s področja gradbeništva.

Slika 12: Gibanje skupne vrednosti sredstev vseh gospodarskih družb (v mrd €)

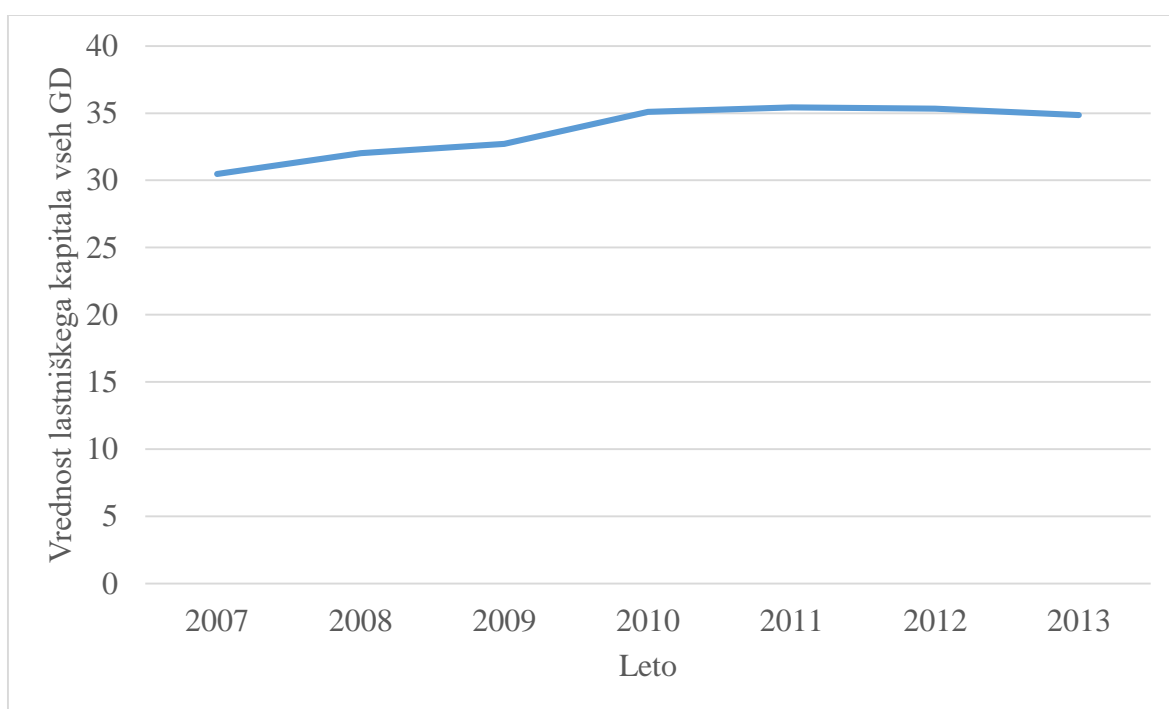


Zgornja Slika 12 prikazuje gibanje vsote vrednosti bilančnih vsot vseh vključenih gospodarskih družb tekom proučevanega obdobja. Iz njega je, v kombinaciji s Sliko 2, ki v poglavju 2.2.1 prikazuje gibanje slovenskega BDP, moč razbrati zamik pri odražanju

spremembe gospodarske aktivnosti na vrednosti sredstev, kot po mojem mnenju tudi problematiko prevrednotenja, saj ga gospodarske družbe verjetno v večini niso izvajale, kot bi ga po računovodskih standardih morale, saj se sicer verjetno precej bolje videl znaten upad vrednosti, glede na to, da znatno vrednost sredstev predstavljajo tudi nepremičnine in finančne naložbe. Taka praksa je verjetno rešila kakšno gospodarsko družbo pred izkazovanjem negativnega kapitala in posledično lahko tudi pred propadom, je pa res da na drugi strani take gospodarske družbe svojim poslovnim partnerjem dajejo lažen občutek varnosti in lahko zato v primeru propada za seboj potegnejo še svoje partnerje.

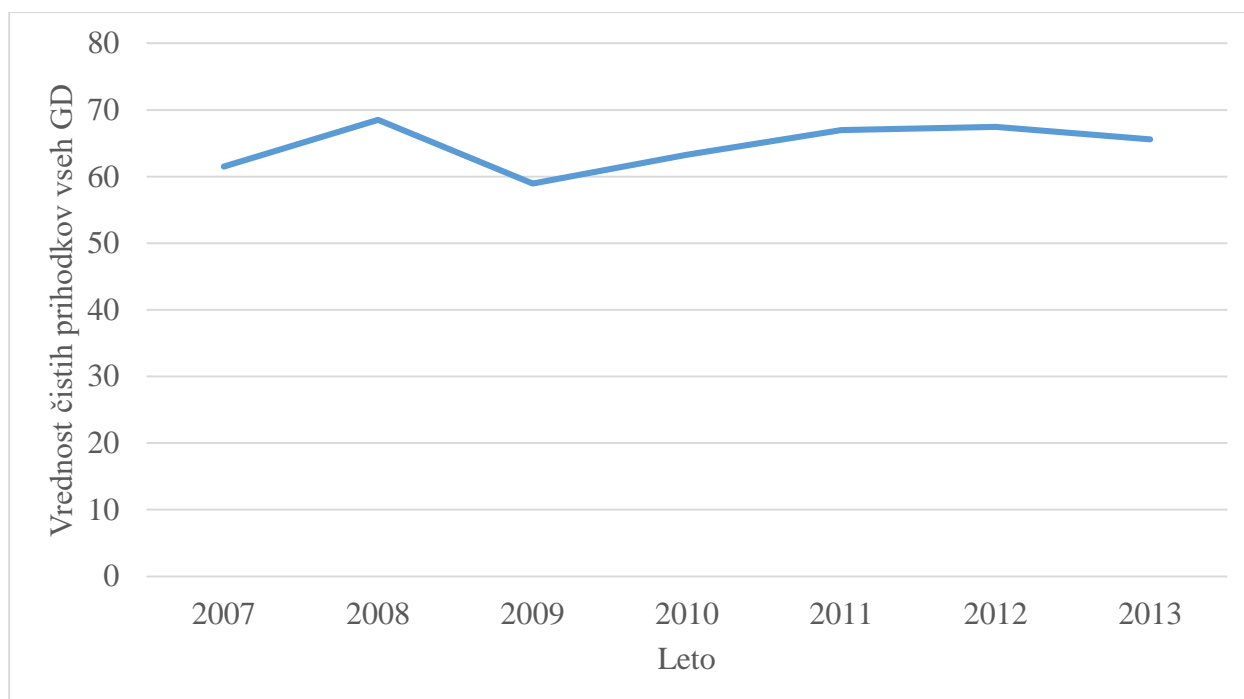
Menim, da je tudi to del problema, zakaj je izračun mejnih vrednosti zadolženosti izkazal tako visoke stopnje.

Slika 13: Gibanje skupne vrednosti lastniškega kapitala preživelih gospodarskih družb (v mrd €)



Zgornja Slika 13 prikazuje gibanje vsote vrednosti lastniškega kapitala vseh vključenih gospodarskih družb tekom proučevanega obdobja. Iz njega je, v kombinaciji s Sliko 2, v poglavju 2.2.1, ki prikazuje gibanje slovenskega BDP, moč razbrati presenetljivo slabo korelacijo z gibanjem gospodarske aktivnosti, kar gre po mojem mnenju pripisati istim dejavnikom kot v primeru bilančnih vsot, in sicer v glavnem problematiki prevrednotenja, ki pa je tudi z vidika lastniškega kapitala še dodatno privlačno, saj izkazovanje izgub zaradi možnosti največ 50 % letnega pokrivanja preteklih izgub pri davku od dohodka pravnih oseb po zakonu o davku od dohodkov pravnih oseb (Ur. l. RS, št. 117/06, 56/08, 76/08, 5/09, 96/09, 110/09-ZDavP-2B, 43/10, 59/11, 24/12, 30/12, 94/12, 81/13, 50/14, 23/15, 82/15 in 68/16, v nadaljevanju ZDDPO) *de-facto* pomeni brezplačno financiranje državnega proračuna v naslednjih letih.

Slika 14: Gibanje skupne vrednosti čistih prihodkov od prodaje preživelih gospodarskih družb (v mrd. €)



Zgornja Slika 14 prikazuje gibanje vsote vrednosti čistih prihodkov od prodaje vseh vključenih gospodarskih družb tekom proučevanega obdobja. Iz njega je, v kombinaciji s Sliko 2, ki v poglavju 2.2.1 prikazuje gibanje slovenskega BDP, moč razbrati precej bolj očitno korelacijo z gibanjem gospodarske aktivnosti, kar je pričakovano.

2.5 Rezultati

Rezultati regresije ključnih modelov, ki dokazujejo hipoteze, so v osnovi kvalitetni z vidika pojasnjevalne moči in statistične značilnosti, pri čemer tudi vsi dobljeni statistično značilni koeficienti vseh modelov potrjujejo postavljene hipoteze na ravni korelacij med odvisnimi spremenljivkami in neodvisno spremenljivko.

Za moj pogled zanimivo je, da so modeli, ki uporabljajo finančni vzvod namesto deleža dolga v financiranju dosegli bistveno višjo pojasnjevalno moč, a žal jih še vseeno ne morem uporabiti, saj imajo nižji delež statistično značilnih koeficientov ter pravilne napovedi izida.

2.5.1 Model zadolženosti

Kljub temu, da je kot model zadolženosti najboljši model 8, bi bilo dobro za začetek preveriti, kakšne rezultate vrne model, ki vključuje izključno zadolženost in se ne kontrolira po panogah. V tej analizi gre za model 1. Ta model vrne 2 koeficienta, torej konstanto ter vpliv deleža dolga v financiranju, prikazana v Tabeli 9, oba statistično značilna pri stopnji značilnosti manjši od 1 %. Pri 50 % mejni stopnji verjetnosti propada pravilno napove izid za 80,7 % gospodarskih družb.

Tabela 9: Rezultati modela št. 1

Spremenljivka	DDF	Konstanta	Mejna zadolženost
Vseh 9 dejavnosti	4,626	-4,266	92,3 %

Na osnovi modela je moč izračunati mejno zadolženost, pri kateri je verjetnost propada 50 %. V tem primeru je ta stopnja 92,3 %, kar je sicer zelo visoka vrednost, vendar je potrebno upoštevati, da ima zajeta populacija po vseh izločitvah povprečno zadolženost kar 64,6 %.

Nadgradnja temu je model zadolženosti po področjih SKD (model št. 8), ki vrne sledeče logaritemske koeficiente, prikazane v Tabeli 10, kateri so vsi statistično značilni pri stopnji značilnosti 1 % ali manj. Na proučevani populaciji pravilno napove izid za 80,9 % gospodarskih družb, pri mejni stopnji verjetnosti propada 50 %. Ta delež pravilnih napovedi se ujema z deleži pravilnih napovedi, ki so jih dosegli drugi avtorji pri podobnih analizah, opisanih v poglavju 1.1.

Tabela 10: Rezultati modela št. 8

	DDF	SKD	Konstanta	Mejna zadolženost (v %)
C	4,550	-0,837	-3,484	95,0
F	4,550	-0,222	-3,484	81,5
G	4,550	-0,903	-3,484	96,4
H	4,550	-0,981	-3,484	98,1
I	4,550	0	-3,484	76,6
J	4,550	-0,894	-3,484	96,2
L	4,550	-0,527	-3,484	88,2
M	4,550	-0,862	-3,484	95,5
N	4,550	-0,769	-3,484	93,5

Koeficienti finančnega vzvoda, ki so vsi pozitivni, potrjujejo **prvo hipotezo** tega magistrskega dela, da obstaja pozitivna korelacija med nivojem zadolženosti in verjetnostjo propada tekom hujše gospodarske krize.

Izračun verjetnosti propada v hujši gospodarski krizi na osnovi podatkov o področju glavne dejavnosti podjetja, letnih čistih prihodkov od prodaje ter nivoja finančnega vzvoda se pri tem modelu izračuna po sledeči enačbi (15):

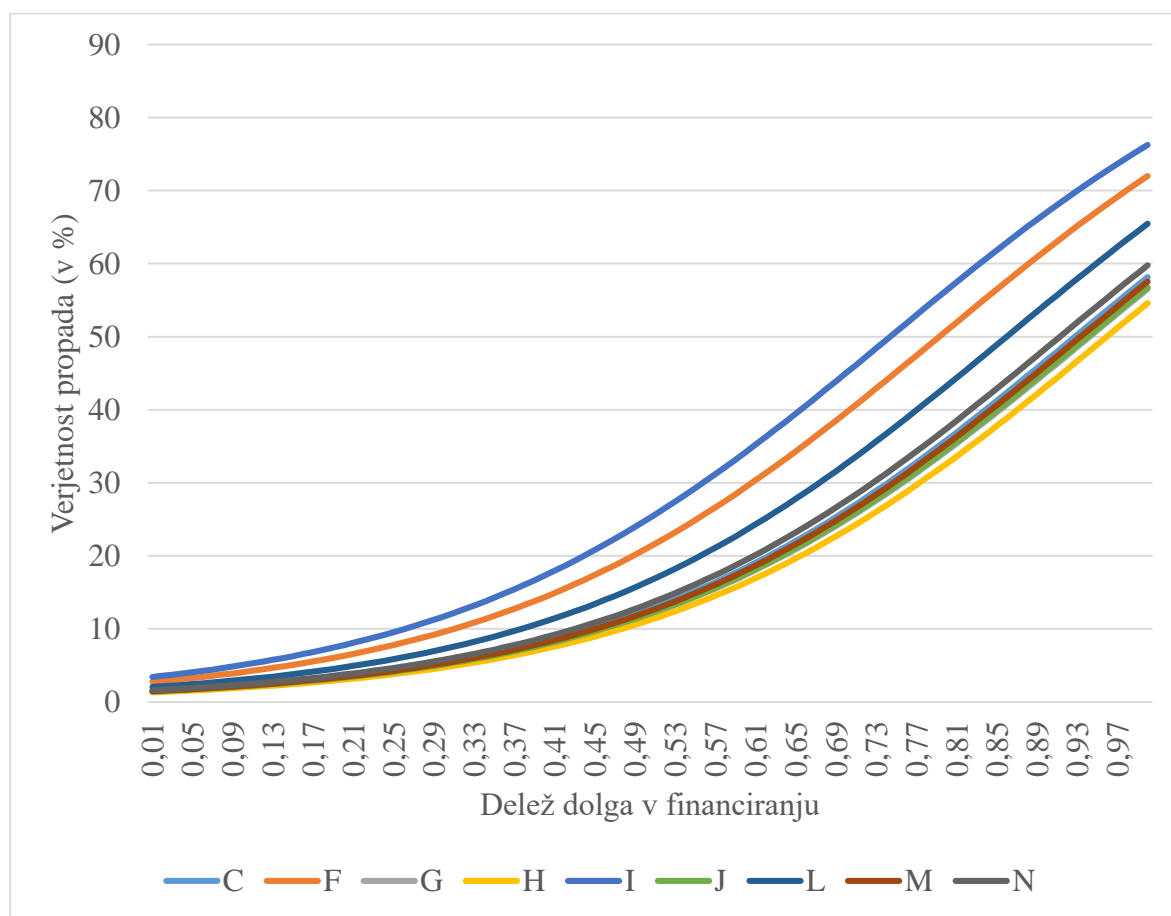
$$P(\text{propad}) = \frac{e^{-3,484 + \text{delež dolga v financiranju} * \text{DDF} + \text{SKD} * \text{SKD}}}{1 + e^{-3,484 + \text{delež dolga v financiranju} * \text{DDF} + \text{SKD} * \text{SKD}}} \quad (15)$$

pri čemer spremenljivka SKD_x predstavlja ustrezno izbiro regresijskega koeficienta SKD glede na področje SKD in ima vrednost 1.

Poenostavljeno lahko uporabimo koeficiente kot relativno povečanje verjetnosti propada pri vsakem povečanju finančnega vzvoda za vrednost 1.

V splošnem, torej brez upoštevanja ostalih dejavnikov, ta model napove verjetnosti propada prikazane v sledeči Sliki 15.

Slika 15: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 8



Čeprav se v obeh primerih neka večja verjetnost za propad pojavi šele pri precej visoki zadolženosti, se glavna uporabnost rezultatov za potrebe poslovnih odločitev kaže predvsem v opaznih razlikah v občutljivosti različnih panog na zadolženost ter velikost gospodarske družbe.

2.5.2 Model zadolženosti in velikosti

Podobno kot pri modelu zadolženosti, tudi tukaj začnem s čim bolj osnovnim modelom (št. 7), ki v tem primeru vključuje zgolj koeficient za delež dolga v financiranju, kontroliran za velikost mikro enote ter konstanto. Vsi koeficienti so prikazani v Tabeli 11.

Tabela 11: Rezultati modela št. 7

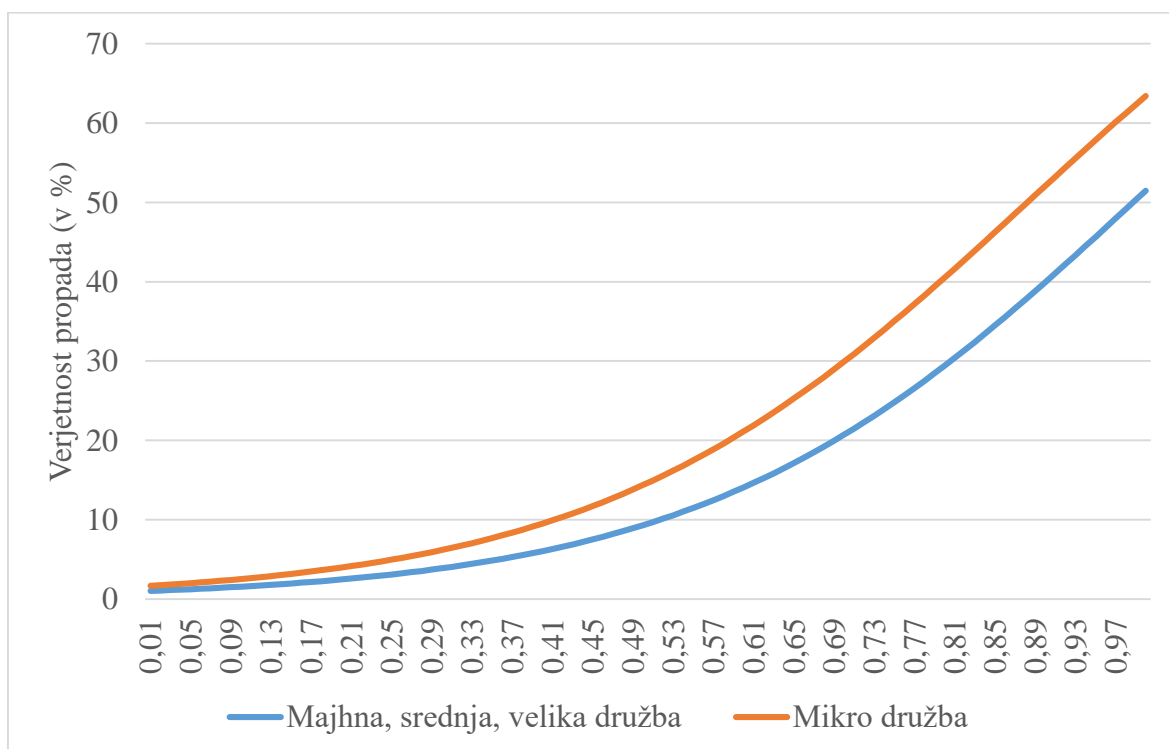
	DDF	Koeficient Mikro	Konstanta	Mejna stopnja zadolženosti (v %)
Majhna, srednja, velika družba	4,668	0,000	-4,61	98,80
Mikro družba	4,668	0,491	-4,61	88,20

Vsi trije koeficienti vključeni v model so statistično značilni pri stopnji zaupanja manjši od 1 %. Na osnovi modela je moč izračunati mejno zadolženost, po naslednji enačbi (16):

$$P(\text{propad}) = \frac{e^{-4,61 + \text{delež dolga v financiranju} * 4,668 + \text{mikro} * 0,491}}{1 + e^{-4,61 + \text{delež dolga v financiranju} * 4,668 + \text{mikro} * 0,491}} \quad (16)$$

Mejna stopnja zadolženosti, pri katerih je verjetnost propada 50 %, sta poračunani v tabeli 11 ter prikazani na Sliki 16. V tem primeru je ta stopnja 98,8 %, kar je izjemno visoka vrednost, vendar je tudi to posledica dejstva, da ima zajeta populacija po vseh izločitvah povprečno zadolženost kar 64,6 %. Mejna stopnja zadolženosti za mikro enote pa je po tem modelu 88,2 %.

Slika 16: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 7



Zaradi zelo majhnega vzorca med srednjimi in velikimi gospodarskimi družbami žal ni možno izvesti analize, kjer bi vsak red velikosti imel svojo slamnato pojasnjevalno spremenljivko. Je pa zato možno izvesti analizo na **modelu št. 3 z zvezno spremenljivko**

velikosti, LNvelikost, ki predstavlja naravni logaritem iz bilančne vsote podjetja. S takim modelom pa dobimo naslednje rezultate izpisane v Tabeli 12:

Tabela 12: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 3

	Fin. Vzvod	LN velikosti	Konstanta
Vse panoge	4,718	-0,198	-1,807

Zgornji model doseže pojasnjevalno moč R^2 v višini 0,25 ter pravilno napove 79,9 % primerov. Vsi koeficienti pa so statistično značilni pri stopnji značilnosti nižji od 1 %.

Mediana letnih čistih prihodkov od prodaje v letu 2007 podjetij vključenih v analizo je znašala 115.969,5€. Pri taki velikosti gospodarske družbe ta model napove 50 % verjetnost propada pri 87,3 % deležu dolga v financiranju po naslednji enačbi (17):

$$P(\text{propad}) = \frac{e^{-1,807 + \text{delež dolga v financiranju} * 4,718 + \text{LNvelikost} * (-0,198)}}{1 + e^{-1,807 + \text{delež dolga v financiranju} * 4,718 + \text{LNvelikost} * (-0,198)}} \quad (17)$$

Nadgradnja sedmemu modelu pa je model zadolženosti po področjih SKD (**model št. 9**), ki vrne logaritemske koeficiente, prikazane v Tabeli 13, kateri so vsi z izjemo SKDF (gradbeništvo) statistično značilni pri stopnji značilnosti 1 % ali manj. Na proučevani populaciji pravilno napove izid za 79,7 % gospodarskih družb, pri mejni stopnji verjetnosti propada 50 %. Ta delež pravilnih napovedi se ujema z deleži pravilnih napovedi, ki so jih dosegli drugi avtorji pri podobnih analizah, opisanih v poglavju 1.1.

Tabela 13: Rezultati modela št. 9

	DDF	SKD	mikro	Konstanta	Mejna stopnja zadolženosti ostali (v %)	Mejna stopnja zadolženosti mikro (v %)
C	4,584	-0,709	0,464	-3,884	100,2	90,1
F	4,584	-0,145	0,464	-3,884	87,9	77,7
G	4,584	-0,797	0,464	-3,884	102,1	96,7
H	4,584	-0,901	0,464	-3,884	104,4	92,0
I	4,584	0	0,464	-3,884	84,7	74,6
J	4,584	-0,842	0,464	-3,884	103,1	93,0
L	4,584	-0,491	0,464	-3,884	95,4	85,3
M	4,584	-0,849	0,464	-3,884	103,2	93,1
N	4,584	-0,704	0,464	-3,884	100,1	90,0

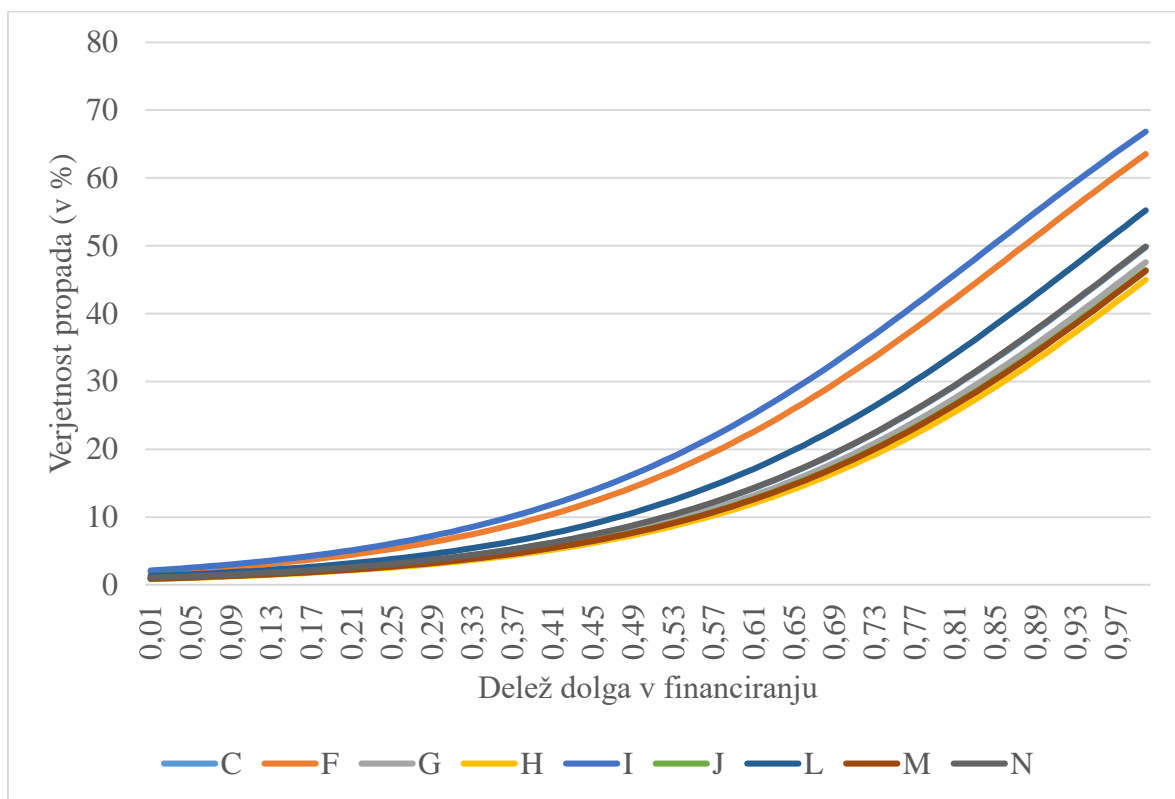
Mejna stopnja zadolženosti, pri kateri se napove propad je bila izračunana za dva scenarija, in sicer če gospodarske družba spada med mikro enote ali pa če spada med ostale velikostne razrede. Verjetnost propada se izračunava po naslednji enačbi (18):

$$P(\text{propad}) = \frac{e^{-3,884 + \text{delež dolga v financiranju} * 4,584 + \text{mikro} * 0,464 + \text{SKDx} * \text{SKD}}}{1 + e^{-3,884 + \text{delež dolga v financiranju} * 4,584 + \text{mikro} * 0,464 + \text{SKDx} * \text{SKD}}} \quad (18)$$

Dobljeni koeficienti potrjujejo **drugo hipotezo**, da obstaja značilna negativna korelacija med velikostjo gospodarske družbe in verjetnostjo propada tekom hujše gospodarske krize poleg pozitivne korelacije med deležem dolga v financiranju in verjetnostjo propada tekom hujše gospodarske krize.

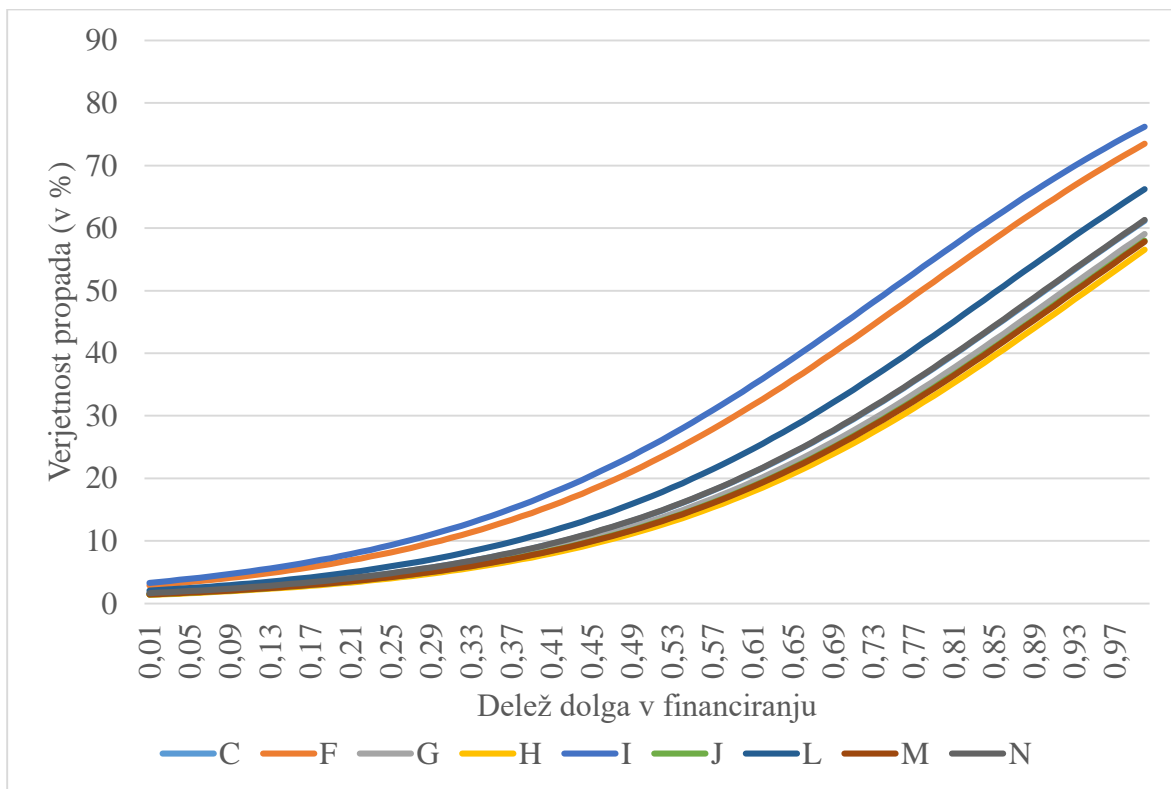
Za lažjo predstavo gibanje verjetnost propada v odvisnosti od nivoja zadolženosti le-to ponazorim v sledečih dveh slikah, Sliki 17 in Sliki 18, kar mi omogoča izbira spremenljivke Mikro kot pojasnjevalne spremenljivke s področja velikosti, torej posebej za majhne do velike družbe ter posebej za mikro družbe.

Slika 17: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 9 za majhne, srednje in velike družbe



Glede na dejstvo, da po teh izračunih majhne, srednje in velike družbe pri večini dejavnosti ne dosežejo meje verjetnosti propada 50 % tudi pri popolnem dolžniškem financiranju (DDF=100 %), ki pa kot je bilo ugotovljeno iz literature, pomeni nevarnost moralnega hazarda, ko vodstvo, ki ne more nič več izgubiti, poskuša rešiti podjetje pred propadom z agresivnimi in tveganimi dejanji, katerih tveganje prevzemajo upniki, še vedno nimajo niti 50 % verjetnosti propada, temu modelu po lastnem preudarku ne zaupam.

Slika 18: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 9 za mikro družbe



Pri analizi za mikro družbe rezultati niso več v nasprotju s teorijo o moralnem hazardu prezadolženih podjetij in zato z izjemo dvoma na podlagi rezultatov za večje enote v tej točki še ni podlage za utemeljeno nezaupanje rezultatom.

2.5.3 Model zadolženosti in ročnosti

Model zadolženosti in ročnosti (**model št. 10**) je z vidika pojasnjevalne moči in statistične značilnosti koeficientov najboljši linearni model te analize, medtem ko se s pravilnostjo napovedi postavlja ob bok modelu zadolženosti. Vrne logaritemske koeficiente, izpisane v Tabeli 14, kateri so prav vsi statistično značilni pri stopnji zaupanja 1 % ali manj. Na proučevani populaciji pravilno napove izid za 79,7 % gospodarskih družb, pri mejni stopnji verjetnosti propada 50 %. Izračun splošnih nivojev mejnih zadolženosti pa je pri tem modelu zelo nevhvaležno početje, saj zahteva določitev deleža dolgoročnih virov financiranja, pri čemer pa povprečje ali mediana nista smiselni vrednosti, saj ta kazalnik vključuje tudi kapital, ki ga pa je pri najbolj zadolženih podjetjih precej manj kot pri manj zadolženih. Zato sem naredil neke vrste pametno ugibanje (angl. *educated guess*) za delež dolgoročnih virov v višini 20 %. Za primerjavo je povprečna vrednost vseh gospodarskih družb v analizi 48,4 %.

Tabela 14: Rezultati modela št. 10

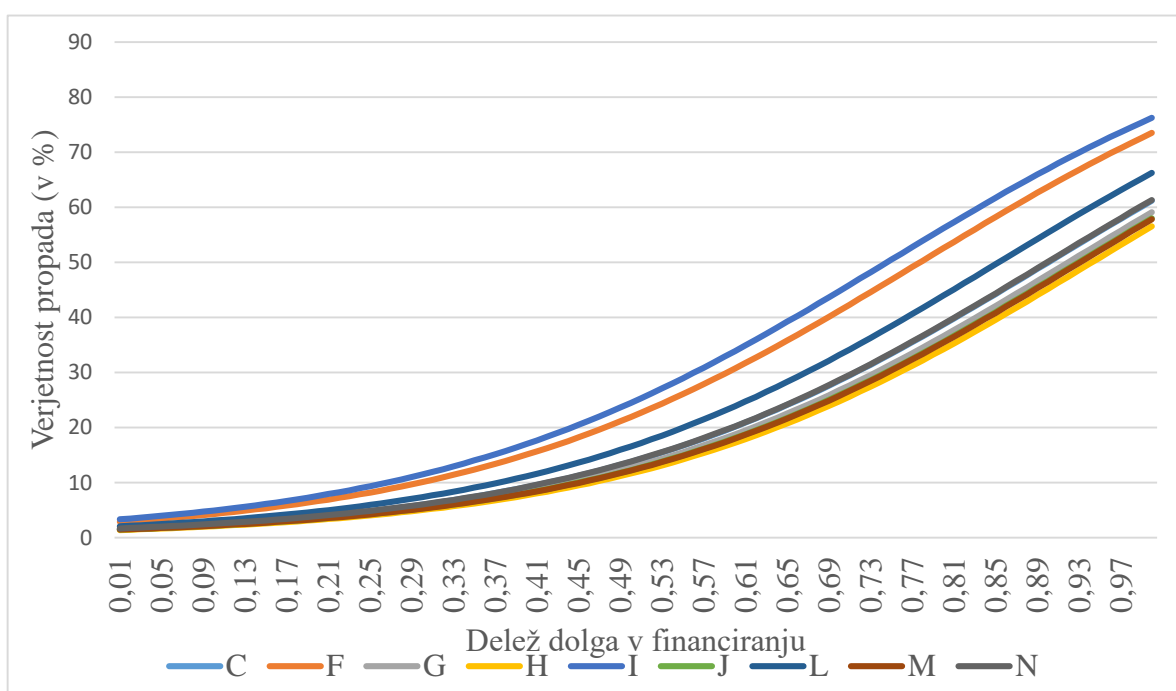
	Fin. Vzvod	SKD	mikro	LR	Konstanta	Mejna zadolženost pri LR=0,2 in Mikro=0 (v %)	Mejna zadolženost pri LR=0,2 in Mikro=1 (v %)
C	3,699	-0,752	0,041	-1,164	-2,664	98,7	97,5
F	3,699	-0,254	0,041	-1,164	-2,664	85,1	84,0
G	3,699	-0,9	0,041	-1,164	-2,664	102,6	101,5
H	3,699	-0,853	0,041	-1,164	-2,664	101,4	100,3
I	3,699	0	0,041	-1,164	-2,664	78,3	77,2
J	3,699	-0,948	0,041	-1,164	-2,664	104,0	102,9
L	3,699	-0,498	0,041	-1,164	-2,664	91,8	90,7
M	3,699	-0,924	0,041	-1,164	-2,664	103,3	102,2
N	3,699	-0,825	0,041	-1,164	-2,664	100,6	99,5

V tem primeru se verjetnost propada izračunava po naslednji enačbi (19):

$$e^{-2,664 + \text{delež dolga v financiranju} * 3,699 + \text{mikro} * 0,041 + \text{SKD} * \text{SKD}} \quad (19)$$

Kljub uporabi zelo nizkega deleža dolgoročnih virov financiranja so mejni nivoji zadolženosti še vedno izjemno visoki in v nasprotju s teorijo o moralnem hazardu, zato jim ne verjamem. Zato tudi v tem primeru ne vidim smisla v prikazovanju gibanja verjetnosti posebej za majhne do velike družbe ter posebej za mikro družbe, pač pa uporabim zgolj primer mikro družb, kjer so zaradi višjih verjetnosti propada razlike med dejavnostmi bolj jasno vidne na Sliki 19.

Slika 19: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 10 za mikro družbe



Čeprav izračunu mejnih stopenj zadolženosti potrebnih za propad gospodarske družbe, še vedno pozitivni koeficient »Mikro« v kombinaciji z negativnim koeficientom LR in pozitivnim koeficientom DDF potrjuje **tretjo hipotezo**, da obstaja značilna negativna korelacija med velikostjo gospodarske družbe in verjetnostjo propada tekom hujše gospodarske krize, kot tudi negativna korelacija med deležem dolgoročnih virov in verjetnostjo propada tekom hujše gospodarske krize in še pozitivna korelacija med nivojem zadolženosti in verjetnostjo propada tekom hujše gospodarske krize.

2.5.4 Mejna stopnja zadolženosti za posamezno področje SKD

Dodatek k prvi hipotezi je bila tudi želja iz dobljenih koeficientov izračunati mejne stopnje zadolženosti, ki še omogočajo preživetje gospodarske družbe tekom hude gospodarske krize. Čeprav so se v analizi vse hipoteze potrdile, pa žal ne morem reči, da so vse mejne vrednosti, prikazane v spodnji Tabeli 15, koristne, saj je pri nekaterih delež dolga v financiranju izjemno visok in z izjemo nekaj vrednosti neuporaben, saj lahko pri le-teh že na podlagi teorije sklepamo, da je verjetnost propada zelo visoka.

Izmed uporabljenih modelov je za potrebe določanja mejnih stopenj najbolj uporaben model št. 8, saj se osredotoča izključno na zadolženost, zaradi česar nudi možnost preproste ocene »čez palec« (Angl. *rule of thumb*), sočasno pa je z njim moč dobiti najbolj značilne rezultate. Izračunane mejne stopnje za vsako dejavnost posebej so sledeče:

Tabela 15: Mejne stopnje zadolženosti po področjih SKD iz linearnih modelov (v %)

Področje SKD	C	F	G	H	I	J	L	M	N
Mejna stopnja zadolženosti	95,0	81,5	96,4	98,1	76,6	96,2	88,2	95,5	93,5

Ob takih rezultatih sem se odločil poizkusiti poiskati razlog za take ugotovitve. Za začetek je po mojem mnenju razlogov več, začenši s kompleksnostjo dejanskega stanja, ki privede do propada neke gospodarske družbe, medtem ko ta model za pojasnjevanje uporablja zgolj zadolženost. Sledi še precej pogost problem uporabe linearne regresije, saj z uporabno slednje privzamemo linearnost dejanskega odnosa, čeprav najverjetneje ni linearen. Znatni problem pa predstavljajo tudi posebnosti opisane v poglavju 2.2.6, ki zaradi zagotavljanja likvidnosti lastnikov, davčne optimizacije ali kakšnih drugih razlogov umetno dvigujejo nivoje zadolženosti.

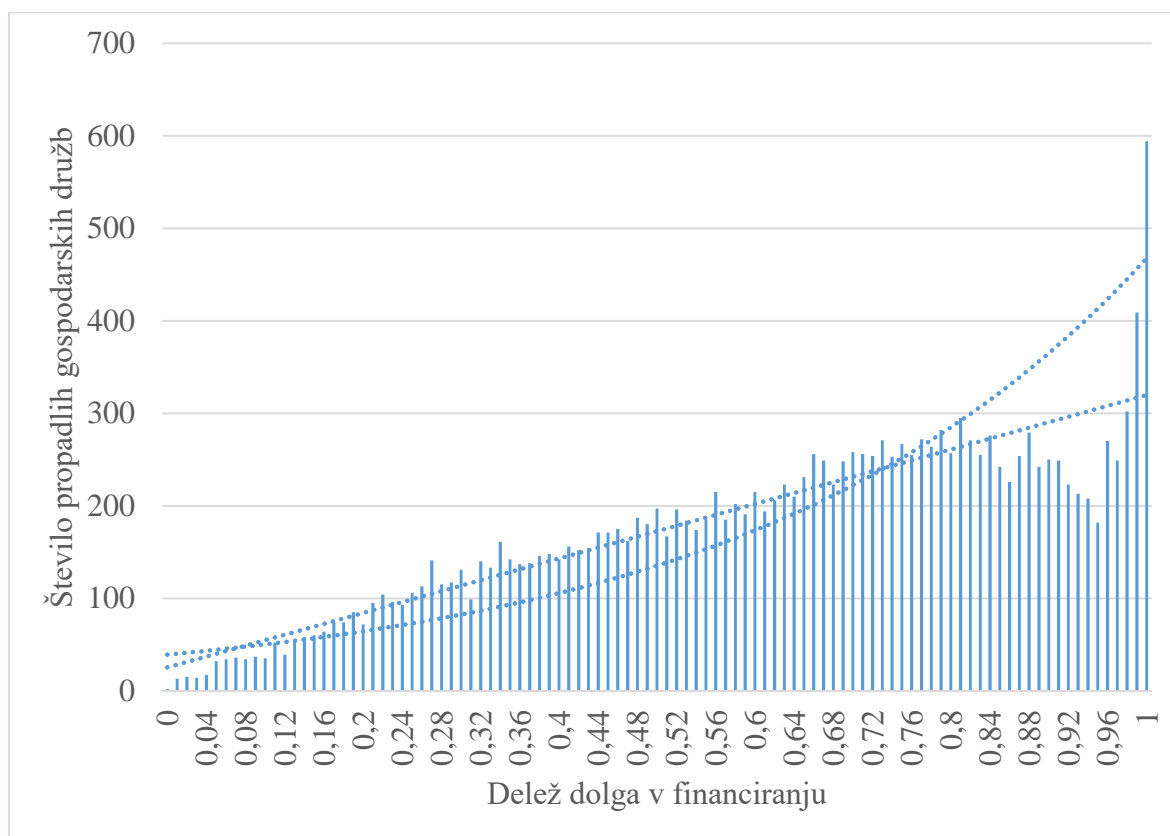
Kot rešitev za to težavo vidim več opcij, ki pa v glavnem vključujejo precej poglobljeno analizo. Prva je z uporabo stratificiranega vzorčenja, kjer bi se obdeloval manjši vzorec gospodarskih družb, pri čemer bi bilo potrebno ročno prebrati pojasnila k računovodskim izkazom za primeren vsebinski popravek v primeru denimo posojilih lastnikov, ipd. Druga opcija je narediti analizo na ravni denimo Evropske Unije v upanju, da je tovrstnih primerov v drugih državah članicah manj, pri čemer bi si bilo zaradi večje populacije tudi lažje privoščiti postavitev dodatnih omejitev. Precej verjetno pa bi bila smiselna tudi uporaba bolj

kompleksnega modela, s tem predvsem ciljam na to, da bi kakšen ne-linearen model verjetno produciral bolj kvalitetne rezultate. Ob že zbranih in obdelanih podatkih sem smatral kot najbolj racionalno opcijo oblikovati še ne-linearne modele ter na njih še enkrat opraviti analizo. Na osnovi testnih modelov z eksponentno in kvadratno funkcijo se odločim za slednjo.

2.6 Analiza s kvadratnimi modeli

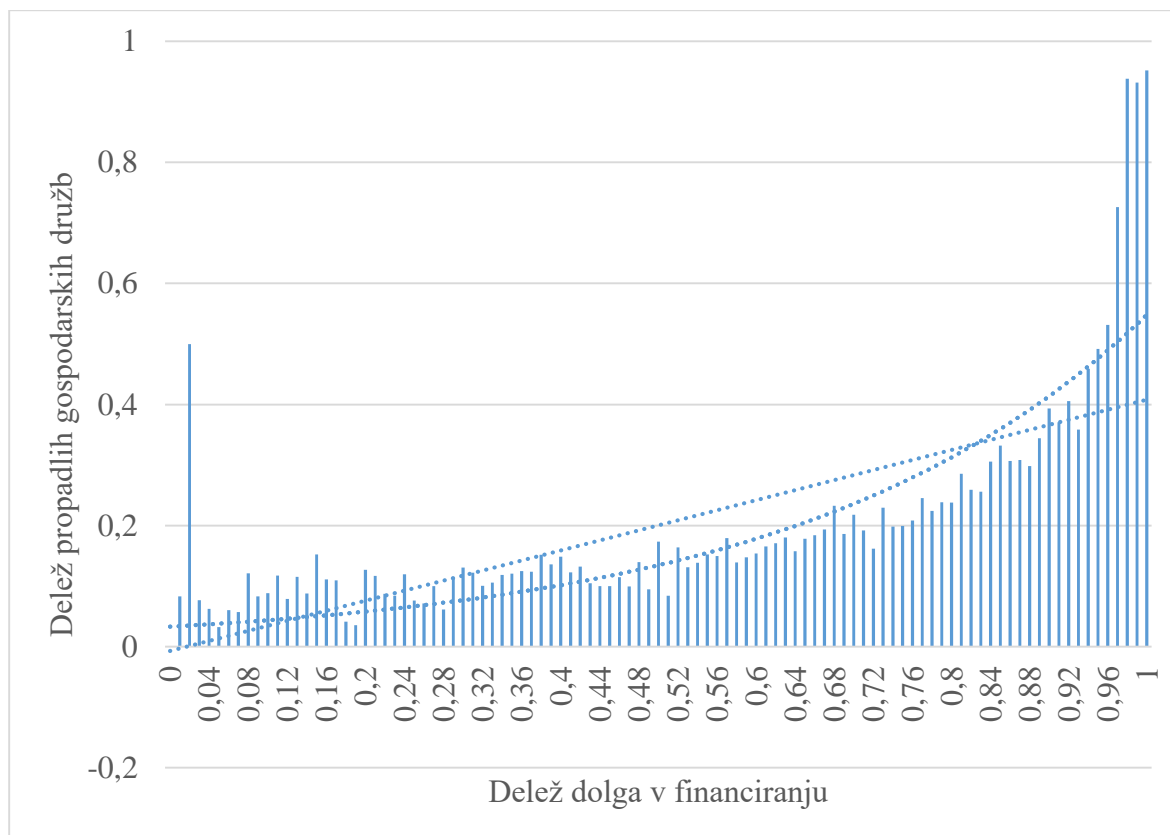
Navkljub dejstvu, da ni nobene indikacije, da bi avtorji najbolj sorodne analize moji, uporabili kakršni koli drugačen model kot linearni (Marzal-Martinez et al., 2014), niti ga niso uporabljali v drugih primerljivih analizah (Barboza et al., 2017), rezultati analize na slovenskih podatkih dajejo slutiti, da linearni model, ki sem ga izbral opirajoč se na pregledano literaturo, kot tudi zaradi poenostavitve, kljub vsemu ni najbolj primeren, zato dodatno analiziram vhodne podatke o propadlih gospodarskih družbah in na njih apliciram linearni in eksponentni trend.

Slika 20: Število propadlih gospodarskih družb znotraj vsake odstotne točke deleža dolga v financiranju



Zgornja Slika 20 predstavlja število propadlih gospodarskih družb glede na nivo zadolženosti, kar izgleda že precej pojasni rezultate linearne regresije. Kljub temu pa je še vedno možno, da je zgornja Slika 20 zgolj posledica take distribucije gospodarskih družb, zato pripravim še Sliko 21, ki prikazuje delež propadlih gospodarskih družb.

Slika 21: Delež propadlih gospodarskih družb znotraj vsake odstotne točke deleža dolga v financiranju



Tukaj postane še bolj očitno, da linearna regresija, vsaj na primeru slovenskih gospodarskih družb res ni najboljša izbira za napoved propadov. Zaradi splošne uporabe linearnih modelov, linearne analize pustim v magistrski nalogi, le da dodam ključne modele še s kvadratom deleža dolga v financiranju. Kvadratne vrednosti izberem zato, ker so se pri testni izvedbi regresije pojavile težave z značilnostjo koeficientov, ki je v primeru uporabe kvadratne funkcije bistveno boljša.

Ostale zakonitosti pričakujem enake kot v linearnih modelih, zato ne poskušam vsakega modela posebej, ampak naredim analizo na modelih ekvivalentnih linearnim z izjemo spremenljivke DDF, ki je po novem kvadrirana. Prav tako nisem več omejen na vzpostavitev modelov, ki postopno

2.6.1 Kvadratni model zadolženosti

V model zadolženosti tako vključim spremenljivke DDF^2 ter slamnate spremenljivke za vse vključene dejavnosti. Model 13 je tako enak modelu 8, ki sem ga uporabljal kot glavni model zadolženosti v linearni logistični regresiji, le da je spremenljivka DDF kvadrirana.

Model doseže R^2 v višini 0,28 in pravilno napove 80,5 % vseh primerov. Vsi koeficienti z izjemo enega (SKDI; Gostinstvo) so statistično značilni in so prikazani v sledeči Tabeli 16:

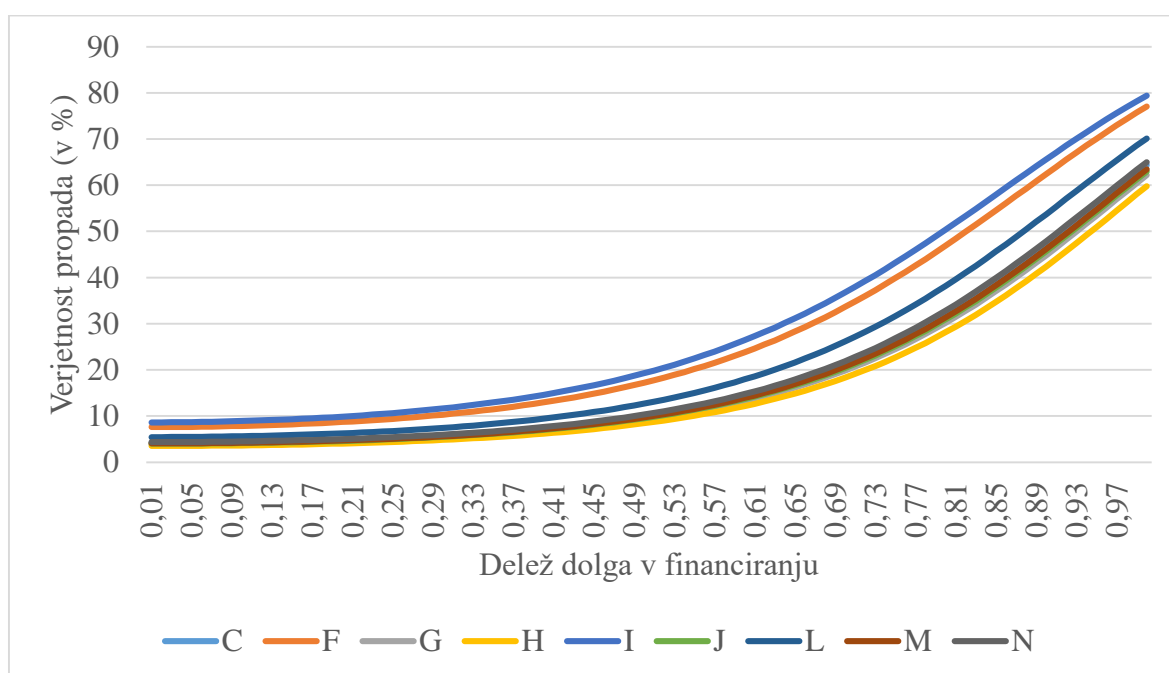
Tabela 16: Rezultati modela št. 13

	DDF ²	SKD	Konstanta	Mejna zadolženost (v %)
C	3,709	-0,621	-2,498	91,7
F	3,709	0,000	-2,498	82,0
G	3,709	-0,714	-2,498	93,1
H	3,709	-0,814	-2,498	94,5
I	3,709	0,138	-2,498	79,8
J	3,709	-0,680	-2,498	92,5
L	3,709	-0,358	-2,498	87,8
M	3,709	-0,660	-2,498	92,3
N	3,709	-0,592	-2,498	91,3

Navkljub dejstvu, da koeficient za gostinstvo ni statistično značilen in ga tako ne morem dokazati, osebno verjamem da je vsaj zelo blizu resnice, kar sklepam na podlagi linearnih analiz, ki so vse po vrsti pokazale le majhno razliko med koeficientoma za gradbeništvo in gostinstvo ter tudi izkazovale malenkost večjo občutljivost gostinstva v primerjavi z gradbeništvom.

Za lažjo predstavo tudi tukaj vključim Sliko 22, ki prikazuje naraščanje verjetnosti propada družbe zaradi vpliva zadolženosti, iz katerega so očitna podobna razmerja med panogami kot v linearnih modelih, le da se za razliko od linearnih modelov ta pri višjih nivojih zadolženosti bolj približa realnemu stanju, zato njegove rezultate smatram kot merodajne za določitev mejne zadolženosti gospodarske družbe za preživetje.

Slika 22: Mejne stopnje zadolženosti po modelu št. 13



2.6.2 Kvadratni model zadolženosti, ročnosti in velikosti

Ta model št. 14 poskusim vzpostaviti kot ekvivalent najbolj popolnemu modelu med linearnimi, in sicer modelu 10, vendar ga zaradi optimizacije nekoliko spremenim. Tako ta model vključuje spremenljivke: DDF², LR, velikasrednja, SKDC, SKDF, SKDG, SKDH, SKDI, SKDJ, SKDK, SKDL, SKDM ter SKDN, katerih koeficienti so izpisani v Tabeli 17. Ta model doseže R² v višini 0,29, ima vse koeficiente statistično značilne pri nivojih zaupanja manjših od 5 %, model pa pravilno napove 80,3 % primerov.

Tabela 17: Rezultati modela št. 14

	DDF ²	SKD	LR	Konst.	Velika, srednja	Mejna zadolženost pri LR=0,2 in vs=1 (v %)	Mejna zadolženost pri LR=0,2 in vs=0 (v %)
C	3,21	-0,557	-0,882	-1,863	-0,154	92,6	90,0
F	3,21	0	-0,882	-1,863	-0,154	82,7	79,7
G	3,21	-0,704	-0,882	-1,863	-0,154	95,0	92,4
H	3,21	-0,683	-0,882	-1,863	-0,154	94,7	92,1
I	3,21	0,222	-0,882	-1,863	-0,154	78,4	75,2
J	3,21	-0,677	-0,882	-1,863	-0,154	94,6	92,0
L	3,21	-0,282	-0,882	-1,863	-0,154	87,8	85,0
M	3,21	-0,635	-0,882	-1,863	-0,154	93,9	91,3
N	3,21	-0,600	-0,882	-1,863	-0,154	93,3	90,7

Pri tem modelu je bila prvič uvedena spremenljivka velikasrednja, ki dejansko sešteje spremenljivki velika in srednja ter se s tem izrazi kot slamnata spremenljivka, ki označuje če podjetje spada med velike ali srednje enote. Ta model je glede na vse ugotovitve najbolj merodajen pri napovedovanju propada, vendar pa je iz njega težko vleči splošne zaključke, saj bazira na več faktorjih. Vseeno sem naredil dve simulaciji rezultatov, eno za velike in srednje enote, drugo pa za majhne in mikro enote. Pri tem sem moral določiti tudi delež dolgoročnih virov financiranja. Glede na to, da se kapital všteva med dolgoročne vire financiranja ter dejstvo da iščem mejo na področju, kjer je kapitala že bolj malo, sem kot vrednost privzel 20 %. Za bolj natančen rezultat pa je potrebno uporabiti konkretne podatke določene gospodarske družbe.

2.6.3 Mejna stopnja zadolženosti za posamezno področje SKD

Kot najprimernejši kvadratni model ter tudi kot najprimernejši model uporabljen v tej analizi nasploh za določanje mejnih stopenj zadolženosti matram model 13, saj je v celoti statistično značilen, hkrati pa preprost za uporabo, ker ne uporablja dodatnih spremenljivk in s tem omogoča »oceno čez palec« za vsako gospodarsko družbo glede na to kateri dejavnosti

pripada. Izračunane mejne stopnje zadolženosti, pri katerih bo podjetje najverjetneje propadlo, prikažem v sledeči Tabeli 18.

Tabela 18: Rezultati kvadratnega modela

Področje SKD	C	F	G	H	I	J	L	M	N
Mejna zadolž. (v %)	91,70	82,00	93,10	94,50	79,80	92,50	87,80	92,30	91,30

Rezultate, z obzirom na uporabljen kazalnik zadolženosti, ki vključuje vse obveznosti in ima povprečno vrednost v letu 2007 kar 64,6 %, smatram kot smiselne, saj so skladni s teorijo na področju strukture kapitala, kot tudi z omenjenimi primerljivimi študijami ter z osebnimi izkušnjami.

Z njimi pa ugotavljam, da sem tudi potrdil še četrto hipotezo, da je možno določiti mejne stopnje zadolženosti, ki lahko služijo kot hitre ocene za uporabo v gospodarstvu.

2.7 Posebnosti podjetij, ki lahko izkrivijo rezultat

Zgolj iz zbirke računovodskih izkazov letnih poročil žal pogosto ni možno razbrati celotne slike podjetja. Konkretno lahko povem za podjetje, ki ga dobro poznam. Podjetje trenutno v knjigah izkazuje negativni kapital, a hkrati normalno posluje, še več, v letošnjem letu mu je tuja banka odobrila dodatno več milijonsko črpanje posojila. Iz javno dostopnih podatkov v tem ni nobene logike, če pa upoštevamo, da so drugi največji upnik lastniki sami, lahko ugotovimo da je trenutni delež dolga v financiranju zgolj približno 60 % (v splošnem ta delež še vseeno ni nizek, a če upoštevamo sliko, ki jo izkazujejo javni podatki, je razlika res velika). Tako podjetje bi v analizi torej izkazalo več kot 100 % delež dolga v financiranju, a hkrati to podjetje živi in pospešeno obratuje ter povečuje svoje prihodke.

Razlogov za tako obnašanje je lahko precej različnih, pri konkretnem podjetju sta razloga 2 še izpred začetka krize. Lastnikov podjetja je namreč 5, vsak od njih pa ima različne zasebne preference, zato je podjetje večino dobička izplačevalo, lastniki pa so ga po svojih preferencah v različnih deležih posojali nazaj podjetju, brez potrebe po formalnem spreminjanju deležev lastništva in s tem povezanim komplikacijam pri izračunih trenutne vrednosti, kolikšen delež vrednosti podjetja v tistem trenutku predstavlja posamezni vložek. Sočasno pa so s tem tudi znatno povečali zasebno likvidnost, saj je lahko podjetje kadarkoli vrnilo del posojila neposredno lastniku na tekoči račun. V takem stanju pa je podjetje vstopilo v gospodarsko krizo, ki je, še posebej zaradi skoraj vseh sredstev vloženih v nepremičnine, katerim je cena strmo padla, močno zajedla v kapital in ob dani strukturi povzročila formalno negativni kapital.

To je zgolj en primer takega podjetja, a v bazi letnih poročil je takih primerov še precej več, ne nujno iz istih razlogov. V splošnem verjamem, da so podjetja, ki izkazujejo izjemno visok

delež dolga v financiranju, oziroma še bolj očitno prek kazalnika finančnega vzvoda (D/E), pri čemer gre za faktorje vzvoda 30 in več in so hkrati po vseh kriterijih preživela (takih je skoraj polovica), v glavnem financirana s strani ne-institucionalnih upnikov, npr. lastnikov, prijateljev lastnikov, dobaviteljev, ipd., oziroma kombinacije institucionalnih in podrejenih upnikov na način, da lahko institucionalni upniki preostali dolg smatrajo praktično kot kapital.

Obraten primer pa predstavljajo podjetja, ki svojih sredstev niso ustrezno prevrednotila. Taka podjetja so verjetno glavni razlog, da uporabljeni kriteriji žal ne morejo prepoznati vseh zombi podjetij. Določena taka podjetja so zaradi posledic krize propadla tudi po koncu obdobja moje analize, vendar so glede na računovodske izkaze, suvereno prestala prav vse kriterije skozi celotno obdobje analize, še več, iz njihovih računovodskih izkazov bi bilo mogoče razbrati celo znake okrevanja.

Poseben primer so lahko tudi posredno privilegirana podjetja, katerih lastniki naj bi preko koruptivnih dejanj bili deležni večje potrpežljivosti bank, posebnih poslov in še več, a to so predvsem govornice, redki primeri so dokazani. Na drugi strani pa so neposredno s strani države privilegirana podjetja. Med bolj odmevne tukaj spadajo banke, ki so bile deležne posebnega reševanja s pomočjo ustanovitve Družbe za upravljanje terjatev bank (DUTB), na katero so lahko prenesla svoje toksične terjatve, da so lahko preživele³, ali pa na primer Sava d.d., katero je tudi država na delno podoben način rešila⁴. Še vseeno pa je teh primerov posebne državne intervencije je nekaj, z vidika analize bolj problematične na drugi strani so subvencije, katerih je bilo v obdobju med leti 2007 in 2013 izplačanih za dobri 2 milijardi € in dokazano na slovenskem primeru kratkoročno pozitivno vplivajo na ustvarjeno dodano vrednost (Sterle, 2016).

Take izjeme so neposredno v nasprotju s teorijo na področju kreditne sposobnosti, ipd. ter posledično z mojo hipotezo da verjetnost propada podjetja narašča v pozitivni korelaciji z deležem dolga v financiranju (Ross et al., 2013). Ker se je sama hipoteza kasneje izkazala za resnično, to pomeni da taka podjetja ustvarjajo motnje v analizi, ki zmanjšujejo statistično značilnost rezultatov kot tudi pojasnjevalno moč modela.

SKLEP

V tej magistrski nalogi sem se *de-facto* lotil problematike optimalne strukture kapitala, na temo katere je bilo narejenih že precej študij, ki so imele precej težav s pojasnjevalno močjo zaradi velike količine drugih dejavnikov specifičnih za vsako podjetje posebej. Te problematike sem se lotil na področju slovenskih gospodarskih družb, kar pa se je izkazalo za precej problematično zaradi splošne visoke zadolženosti in posebnosti podjetij, ki

³ Z vidika strank kot tudi analize so preživele, saj obstajajo skozi vsa leta, zgodil pa se je neke vrste stečaj, lastniki so izgubili celoten vložek, lastništvo pa je prevzela država

⁴ Sava d.d. obstaja skozi celotno obdobje, se je pa v letu 2016 pri njej podobno kot pri bankah zgodil neke vrste stečaj, pri katerem so lastniki izgubili vse, lastništvo je pa s tem prevzela država. Velja omeniti, da je podjetje Sava d.d. v analizi padlo v kategorijo zombi podjetij in bilo zato obravnavano kot propadlo.

prikazujejo izjemno visoko zadolženost zaradi posojil lastnikov ali katerih drugih razlogov. Kljub temu sem uspel z linearnimi logaritetskimi modeli dokazati vse delovne hipoteze in poleg tega še prikazati razmerja v občutljivosti glede na področja glavne dejavnosti.

Vzpostavil sem štiri delovne hipoteze, pri čemer je bila vsaka nadgradnja prejšnje. Pri prvih treh mi je bil cilj postopoma dokazati ustrezne korelacije z verjetnostjo propada gospodarske družbe s strani nivoja zadolženosti, velikosti družbe in ročnosti virov sredstev. Vse omenjene korelacije so bile v izbranih modelih dokazane s statistično značilnimi logaritetskimi koeficienti, ki odražajo odstotno spremembo verjetnosti propada in so dober pokazatelj občutljivosti posameznega področja dejavnosti na specifičen dejavnik.

Eden od ciljev, katerega predstavlja četrta hipoteza, mi pa žal ni uspel na način, kot sem upal. To je izračun mejnih stopenj zadolženosti, pri katerih je značilna verjetnost, da bo gospodarska družba propadla. Izračunane ravni zadolženosti so bili namreč izjemno visoke in bodo kot take težko koristile sprejemanju poslovnih odločitev. Razlogov za take rezultate je več, zato sem omenil tudi potencialne rešitve, ki pa vključujejo analize precej obsežnejše od ravni magistrskega dela. Vseeno sem poskusil z implementacijo kvadratnih modelov, ki so vrnilo bistveno bolj smiselne rezultate, ki jih smatram kot najbolj merodajne glede na vhodne podatke.

Tako sem prišel do več dokazanih ugotovitev, med prvimi so obstoji naslednjih korelacij: pozitivna korelacija med deležem dolga v financiranju in verjetnostjo propada gospodarske družbe, negativna korelacija med velikostjo gospodarske družbe in verjetnostjo propada le-te ter negativna korelacija med deležem dolgoročnih virov financiranja ter verjetnostjo propada podjetja, pri čemer se druga korelacija aplicira na prvo, tretja pa na drugo.

Na osnovi kvadratnega modela mi je uspelo izračunati tudi splošni mejni delež dolga v financiranju, pri katerem obstaja matematično upanje propada in se giblje med 79,8 % in 93,1 % pri dolgu definiranemu kot vse obveznosti.

Na osnovi zbranih podatkov sem pripravil še nekaj splošnih statistik, ki prikazujejo gospodarsko situacijo znotraj proučevanega obdobja in koristijo k boljši predstavi, v kakšnih ekonomskih okoliščinah se je ta analiza odvijala, ter jih vključil pred končne rezultate analize.

LITERATURA IN VIRI

1. Agrawal, A., & Nagarajan, N. (1990). Corporate Capital Structure, Agency Costs, and Ownership Control: The Case. *Journal of Finance*, 45(4), 1325–1331
2. Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve. (2017, 10. maj). *Javna objava letnih poročil*. Najdeno 10. maja 2017 na spletnem naslovu <https://www.ajpes.si/jolp/>
3. Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve. (2017, 30. avgust). *Objave sklepov in pisanj izdanih v postopkih zaradi insolventnosti*. Najdeno 30. avgusta 2017 na spletnem naslovu <https://www.ajpes.si/eobjave/default.asp?s=51>
4. Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), 63–93.
5. Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83(C), 405–417.
6. Ben Zeev, N. (2017). Capital controls as shock absorbers. *Journal of International Economics*, 109(C), 43–67.
7. Böheim, R., & Muehlberger, U. (2006). *Dependent Forms of Self-employment in the UK: Identifying Workers on the Border between Employment and Self-employment*. Bonn: IZA.
8. Bole, V. (2003). *Eksogeni šoki in solventnost gospodarstva*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
9. Braunsberger, F., Hlavaty, M., Schlamberger, N., & Stevanovič, S. (2010). *Standardna klasifikacija dejavnosti 2008*. Ljubljana: Statistični urad Republike Slovenije.
10. Bregar, L., Pfajfar, L., & Ograjenšek, I. (2009). *Osnove statistike za ekonomiste*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
11. Cohen, J. W. (1969). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. New York: Academic Press.
12. Črnigoj, M., & Mramor, D. (2009). Determinants of Capital Structure in Emerging European Economies: Evidence from Slovenian Firms. *Emerging Markets Finance and Trade*, 45(1), 72–89.
13. Gave, L. (2013). Daily Comment: Exogenous vs Endogenous Shocks. GK Research. Najdeno 11. avgusta 2017 na spletnem naslovu http://www.mauldineconomics.com/images/uploads/overmyshoulder/Exogenous_vs_Endogenous_Shocks.pdf
14. Gyan, A. K., Brahmana, R., & Bakri, A. K. (2017). Diversification strategy, efficiency, and firm performance: Insight from emerging market. *Research in International Business and Finance*, 42, 1101–1114.
15. Hull, J. C. (2015). *Risk Management and Financial Institutions*. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.

16. Igličar, A., Hočevar, M., & Zaman Groff, M. (2012). *Uvod v računovodstvo*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
17. Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (Oktober 1976). Theory of the Firm: Managerial Behavior, Agency Costs and Ownership Structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305–360.
18. Magni, C. A. (2015). Investment, financing and the role of ROA and WACC in value creation. *European Journal of Operational Research*, 244(3), 855–866.
19. Marzal-Martinez, A., Barrachine-Martinez, I., & De la Poza-Plaza, E. (2014). Forecasting the Bankruptcy of Spanish Construction Companies. Valencija: Universitat Politècnica de València, Faculty of Business and Management.
20. Modigliani, F., & Miller, M. (1958). The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment. *American Economic Review*, 48(3), 261–297.
21. Mramor, D., & Valentinčič, A. (2003). Forecasting the liquidity of very small private companies. *Journal of Business Venturing*, 18(6), 745–771.
22. Nagelkerke, N. (september 1991). A Note on a General Definition of the Coefficient of Determination. *Biometrika*, 78(3), 691–692.
23. P. H. Fan, J., Titman, S., & Twite, G. (2010). *An International Comparison of Capital Structure and Debt Maturity Choices*. Austin: University of Texas.
24. Prašnikar, J., Domadenik, P., & Koman, M. (2008). *Mikroekonomija*. Ljubljana: GV založba.
25. Ross, S. A., Westerfield, R. W., & Jaffe, J. (2013). *Corporate Finance*. New York: McGraw-Hill Irwin.
26. Statistični urad Republike Slovenije. (2017, 15. avgust). *BDP in gospodarska rast*. Najdeno 15. avgusta 2017 na spletnem naslovu <http://www.stat.si/StatWeb/Field/Index/1/29>
27. Sterle, M. (2016). *Učinkovitost nepovratnih sredstev EU pri doseganju zastavljenih ciljev politike spodbujanja podjetništva in konkurenčnosti* (magistrsko delo). Ljubljana: Ekonomska Fakulteta.
28. Storz, M., Koetter, M., Setzer, R., & Westphal, A. (2017). Do we want these two to tango? On zombie firms and stressed banks in Europe. *IWH Discussion papers*, 2017(13), 1–50.
29. Šušteršič, M., Mramor, D., & Zupan, J. (2009). Consumer credit scoring models with limited data. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 4736–4744.
30. Tajnikar, M. (2006). *Tvegano poslovanje*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta.
31. Titman, S., & Wessels, R. (1988). The Determinants of Capital Structure Choice. *The Journal of Finance*, 43(1), 1–19.
32. Tomažič, J. (22. 06 2017). Normiranci po novem. Kdo bo pridobil in kdo izgubil. *Finance*. Najdeno 22. junija 2017 na spletnem naslovu <https://podjetnik.finance.si/8858271>
33. Tsakonas, A., Dounias, G., Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2006). Bankruptcy prediction with neural logic networks by means of grammar-guided genetic

- programming. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 30(3), 449–461.
34. Uredba o standardni klasifikaciji dejavnosti. *Uradni list RS* št. 69/07 in 17/08.
35. Urionabarrenetxea, S., Domingo Garcia-Merino, J., San-Jose, L., & Retolaza, J. L. (2017). Living with zombie companies: Do we know where the threat lies? *European Management Journal*. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2017.05.005>
36. Zakon o davku od dohodkov pravnih oseb. *Uradni list RS* št. 117/06, 56/08, 76/08, 5/09, 96/09, 110/09-ZDavP-2B, 43/10, 59/11, 24/12, 30/12, 94/12, 81/13, 50/14, 23/15, 82/15 in 68/16.
37. Zakon o gospodarskih družbah. *Uradni list RS* št. 65/09-UPB, 33/11, 91/11, 32/12, 57/12, 44/13, 82/13, 55/15 in 15/17; Odl. US: U-I-311/11-16.

PRILOGE

KAZALO PRILOG

Priloga 1: Linearna binarna logistična regresija modela 1	1
Priloga 2: Linearna binarna logistična regresija modela 2	4
Priloga 3: Linearna binarna logistična regresija modela 3	7
Priloga 4: Linearna binarna logistična regresija modela 4	10
Priloga 5: Linearna binarna logistična regresija modela 5	13
Priloga 6: Linearna binarna logistična regresija modela 6	16
Priloga 7: Linearna binarna logistična regresija modela 7	19
Priloga 8: Linearna binarna logistična regresija modela 8	22
Priloga 9: Linearna binarna logistična regresija modela 9	25
Priloga 10: Linearna binarna logistična regresija modela 10	28
Priloga 11: Linearna binarna logistična regresija modela 11	31
Priloga 12: Linearna binarna logistična regresija modela 12	35
Priloga 13: Kvadratna binarna logistična regresija modela 13	38
Priloga 14: Kvadratna binarna logistična regresija modela 14	41
Priloga 15: Tabela pretvorb v SKD 2008	45
Priloga 16: Makro uporabljen za iskanje mejnih zadolženosti	48

PRILOGA 1: Linearna binarna logistična regresija modela 1

```

GET DATA /TYPE=XLSX
  /FILE='D:\mag\Export final.xlsx'
  /SHEET=name 'List1'
  /CELLRANGE=full
  /READNAMES=on
  /ASSUMEDSTRWIDTH=32767.
EXECUTE.
DATASET NAME DataSet1 WINDOW=FRONT.
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy
  /METHOD=ENTER DDF
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

```

Logistic Regression

Notes		
Output Created		22-OCT-2017 04:38:29
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	17434
	File	
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).
Resources	Processor Time	00:00:00,06
	Elapsed Time	00:00:00,09

[DataSet1]

Case Processing Summary

		N	Percent
Unweighted Cases ^a			
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed			Predicted		
			Propad dummy		Percentage Correct
			,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	12737	0	100,0
		1,0	4697	0	,0
Overall Percentage					73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2585,390	1	,000
Overall Statistics			2585,390	1	,000

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	2992,411	1	,000
	Block	2992,411	1	,000
	Model	2992,411	1	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	17324,378 ^a	,158	,229

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy ,0	12162	575	95,5
	1,0	2785	1912	40,7
Overall Percentage				80,7

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a DDF	4,626	,099	2185,633	1	,000	102,094
Constant	-4,266	,077	3049,180	1	,000	,014

a. Variable(s) entered on step 1: DDF.

PRILOGA 2: Linearna binarna logistična regresija modela 2

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER Leverage

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	22-OCT-2017 04:41:07	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER Leverage /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,06
	Elapsed Time	00:00:00,06

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	1,0	
		12737	0	100,0
		4697	0	,0
	Overall Percentage			73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	Leverage	1211,419	1	,000
	Overall Statistics		1211,419	1	,000

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	4757,883	1	,000
	Block	4757,883	1	,000
	Model	4757,883	1	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	15558,905 ^a	,239	,347

- a. Estimation terminated at iteration number 8 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Propad dummy		Percentage Correct	
		,0	1,0		
Step 1	Propad dummy	,0	12530	207	98,4
		1,0	3061	1636	34,8
	Overall Percentage				81,3

- a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a Leverage	,084	,003	821,307	1	,000	1,087
Constant	-1,720	,024	4985,775	1	,000	,179

- a. Variable(s) entered on step 1: Leverage.

PRILOGA 3: Linearna binarna logistična regresija modela 3

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF LNvelikost

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	22-OCT-2017 04:43:58	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	17434
	File	
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF LNvelikost /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,05
	Elapsed Time	00:00:00,05

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17430	100,0
	Missing Cases	4	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	1,0	
		12737	0	100,0
		4693	0	,0
	Overall Percentage			73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	-,998	,017	3418,720	1	,000	,368

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2580,341	1	,000
		LNvelikost	216,441	1	,000
	Overall Statistics		2847,232	2	,000

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3291,886	2	,000
	Block	3291,886	2	,000
	Model	3291,886	2	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	17014,408 ^a	,172	,250

- a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy	,0	1,0	
		12149	588	95,4
		2915	1778	37,9
	Overall Percentage			79,9

- a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF	4,718	,100	2227,908	1	,000	111,998
	LNvelikost	-,198	,012	287,187	1	,000	,820
	Constant	-1,807	,160	128,244	1	,000	,164

- a. Variable(s) entered on step 1: DDF, LNvelikost.

PRILOGA 4: Linearna binarna logistična regresija modela 4

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF Mikro Srednja Velika Majhna

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	22-OCT-2017 04:46:04	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	17434
	File	
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF Mikro Srednja Velika Majhna /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,08
	Elapsed Time	00:00:00,07

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy ,0	12737	0	100,0
	1,0	4697	0	,0
Overall Percentage				73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2585,390	1	,000
		Mikro	103,418	1	,000
		Srednja	3,956	1	,047
		Velika	8,247	1	,004
		Majhna	80,944	1	,000

a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3155,259	4	,000
	Block	3155,259	4	,000
	Model	3155,259	4	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	17161,530 ^a	,166	,241

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy ,0	12106	631	95,0
	1,0	2833	1864	39,7
Overall Percentage				80,1

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF	4,673	,099	2217,872	1	,000	106,966
	Mikro	,518	,042	151,408	1	,000	1,679
	Srednja	,190	,092	4,262	1	,039	1,210
	Velika	,024	,183	,017	1	,895	1,024
	Constant	-4,640	,085	2998,701	1	,000	,010

a. Variable(s) entered on step 1: DDF, Mikro, Srednja, Velika.

PRILOGA 5: Linearna binarna logistična regresija modela 5

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER Leverage Mikro SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM
SKDN SKDI

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	22-OCT-2017 04:48:39	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER Leverage Mikro SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDI /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,09
	Elapsed Time	00:00:00,09

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

- a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed			Predicted		
			Propad dummy		Percentage Correct
			,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	12737	0	100,0
		1,0	4697	0	,0
Overall Percentage					73,1

- a. Constant is included in the model.
 b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	Leverage	1211,419	1	,000
		Mikro	103,418	1	,000
		SKDC	29,740	1	,000
		SKDF	190,830	1	,000
		SKDG	1,949	1	,163
		SKDH	,250	1	,617
		SKDJ	26,352	1	,000
		SKDL	8,240	1	,004
		SKDM	121,374	1	,000
		SKDN	,889	1	,346
		SKDI	211,928	1	,000

- a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	5022,644	10	,000
	Block	5022,644	10	,000
	Model	5022,644	10	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	15294,145 ^a	,250	,364

a. Estimation terminated at iteration number 8 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy	,0	1,0	
		12518	219	98,3
		3019	1678	35,7
Overall Percentage				81,4

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	
Step 1 ^a	Leverage	,084	,003	792,700	1	,000	1,087
	Mikro	,227	,043	27,459	1	,000	1,254
	SKDC	-,476	,101	22,343	1	,000	,621
	SKDF	,229	,102	5,045	1	,025	1,258
	SKDG	-,532	,098	29,717	1	,000	,587
	SKDH	-,609	,129	22,195	1	,000	,544
	SKDJ	-,670	,132	25,910	1	,000	,512
	SKDL	-,156	,162	,927	1	,336	,855
	SKDM	-,696	,103	45,572	1	,000	,499
	SKDN	-,443	,145	9,389	1	,002	,642
	Constant	-1,451	,097	225,209	1	,000	,234

a. Variable(s) entered on step 1: Leverage, Mikro, SKDC, SKDF, SKDG, SKDH, SKDJ, SKDL, SKDM, SKDN.

PRILOGA 6: Linearna binarna logistična regresija modela 6

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF Mikro

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	22-OCT-2017 04:52:20	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF Mikro /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,06
	Elapsed Time	00:00:00,06

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	1,0	
		12737	0	100,0
		4697	0	,0
Overall Percentage				73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2585,390	1	,000
		Mikro	103,418	1	,000
Overall Statistics			2741,916	2	,000

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3151,071	2	,000
	Block	3151,071	2	,000
	Model	3151,071	2	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	17165,718 ^a	,165	,240

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted			
		Propad dummy		Percentage Correct	
		,0	1,0		
Step 1	Propad dummy	,0	12120	617	95,2
		1,0	2836	1861	39,6
	Overall Percentage				80,2

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF	4,668	,099	2218,242	1	,000	106,525
	Mikro	,491	,039	154,868	1	,000	1,635
	Constant	-4,610	,083	3087,456	1	,000	,010

a. Variable(s) entered on step 1: DDF, Mikro.

PRILOGA 7: Linearna binarna logistična regresija modela 7

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF LR Mikro

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created		22-OCT-2017 04:53:45
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF LR Mikro /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).
Resources	Processor Time	00:00:00,06
	Elapsed Time	00:00:00,06

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy ,0	12737	0	100,0
	1,0	4697	0	,0
Overall Percentage				73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2585,390	1	,000
		LR	2124,281	1	,000
		Mikro	103,418	1	,000
Overall Statistics			2910,534	3	,000

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3294,444	3	,000
	Block	3294,444	3	,000
	Model	3294,444	3	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	17022,345 ^a	,172	,250

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy	,0	1,0	
		12075	662	94,8
		2895	1802	38,4
	Overall Percentage			79,6

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF	3,820	,122	976,458	1	,000	45,598
	LR	-1,120	,095	139,281	1	,000	,326
	Mikro	,473	,040	141,755	1	,000	1,605
	Constant	-3,510	,124	801,595	1	,000	,030

a. Variable(s) entered on step 1: DDF, LR, Mikro.

PRILOGA 8: Linearna binarna logistična regresija modela 8

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDI

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	22-OCT-2017 04:55:31	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDI /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,09
	Elapsed Time	00:00:00,09

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

- a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	1,0	
		12737	0	100,0
		4697	0	,0
Overall Percentage				73,1

- a. Constant is included in the model.
 b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2585,390	1	,000
		SKDC	29,740	1	,000
		SKDF	190,830	1	,000
		SKDG	1,949	1	,163
		SKDH	,250	1	,617
		SKDJ	26,352	1	,000
		SKDL	8,240	1	,004
		SKDM	121,374	1	,000
		SKDN	,889	1	,346
		SKDI	211,928	1	,000

- a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3244,696	9	,000
	Block	3244,696	9	,000
	Model	3244,696	9	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	17072,092 ^a	,170	,247

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy	,0	1,0	95,5
		1,0		41,2
Overall Percentage				80,9

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF	4,550	,101	2047,030	1	,000	94,649
	SKDC	-,837	,088	90,715	1	,000	,433
	SKDF	-,222	,091	5,998	1	,014	,801
	SKDG	-,903	,084	115,318	1	,000	,406
	SKDH	-,981	,112	76,760	1	,000	,375
	SKDJ	-,894	,119	56,021	1	,000	,409
	SKDL	-,527	,150	12,310	1	,000	,590
	SKDM	-,862	,092	88,061	1	,000	,422
	SKDN	-,769	,128	36,091	1	,000	,463
	Constant	-3,484	,110	1009,120	1	,000	,031

a. Variable(s) entered on step 1: DDF, SKDC, SKDF, SKDG, SKDH, SKDJ, SKDL, SKDM, SKDN.

PRILOGA 9: Linearna binarna logistična regresija modela 9

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF Mikro SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN
SKDI

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	22-OCT-2017 04:57:31	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF Mikro SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDI /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,08
	Elapsed Time	00:00:00,08

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy ,0	12737	0	100,0
	1,0	4697	0	,0
Overall Percentage				73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2585,390	1	,000
		Mikro	103,418	1	,000
		SKDC	29,740	1	,000
		SKDF	190,830	1	,000
		SKDG	1,949	1	,163
		SKDH	,250	1	,617
		SKDJ	26,352	1	,000
		SKDL	8,240	1	,004
		SKDM	121,374	1	,000
		SKDN	,889	1	,346
		SKDI	211,928	1	,000

a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3379,200	10	,000
	Block	3379,200	10	,000
	Model	3379,200	10	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	16937,589 ^a	,176	,256

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy ,0	12066	671	94,7
	1,0	2907	1790	38,1
Overall Percentage				79,5

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a						
DDF	4,584	,101	2066,263	1	,000	97,909
Mikro	,464	,040	131,843	1	,000	1,591
SKDC	-,709	,089	63,170	1	,000	,492
SKDF	-,145	,092	2,492	1	,114	,865
SKDG	-,797	,085	87,762	1	,000	,450
SKDH	-,901	,113	63,516	1	,000	,406
SKDJ	-,842	,120	48,996	1	,000	,431
SKDL	-,491	,151	10,563	1	,001	,612
SKDM	-,849	,092	84,312	1	,000	,428
SKDN	-,704	,129	29,981	1	,000	,494
Constant	-3,884	,116	1115,108	1	,000	,021

a. Variable(s) entered on step 1: DDF, Mikro, SKDC, SKDF, SKDG, SKDH, SKDJ, SKDL, SKDM, SKDN.

PRILOGA 10: Linearna binarna logistična regresija modela 10

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF LR Mikro SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM
SKDN SKDI

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created		22-OCT-2017 04:59:14
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF LR Mikro SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDI /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).
Resources	Processor Time	00:00:00,09
	Elapsed Time	00:00:00,09

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy ,0	12737	0	100,0
	1,0	4697	0	,0
Overall Percentage				73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2585,390	1	,000
		LR	2124,281	1	,000
		Mikro	103,418	1	,000
		SKDC	29,740	1	,000
		SKDF	190,830	1	,000
		SKDG	1,949	1	,163
		SKDH	,250	1	,617
		SKDJ	26,352	1	,000
		SKDL	8,240	1	,004
		SKDM	121,374	1	,000
		SKDN	,889	1	,346
		SKDI	211,928	1	,000

a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3524,952	11	,000
	Block	3524,952	11	,000
	Model	3524,952	11	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	16791,837 ^a	,183	,266

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy	,0	1,0	
		12013	724	94,3
		2821	1876	39,9
	Overall Percentage			79,7

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF	3,699	,125	876,086	1	,000	40,404
	LR	-1,164	,098	141,644	1	,000	,312
	Mikro	,443	,041	118,459	1	,000	1,557
	SKDC	-,752	,090	70,098	1	,000	,471
	SKDF	-,254	,093	7,540	1	,006	,775
	SKDG	-,900	,086	108,862	1	,000	,406
	SKDH	-,853	,114	56,391	1	,000	,426
	SKDJ	-,948	,121	60,929	1	,000	,387
	SKDL	-,498	,152	10,765	1	,001	,608
	SKDM	-,924	,093	97,855	1	,000	,397
	SKDN	-,825	,130	40,316	1	,000	,438
	Constant	-2,664	,155	295,397	1	,000	,070

a. Variable(s) entered on step 1: DDF, LR, Mikro, SKDC, SKDF, SKDG, SKDH, SKDJ, SKDL, SKDM, SKDN.

PRILOGA 11: Linearna binarna logistična regresija modela 11

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF LR Mikro SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM
SKDN SKDI SKDClev SKDFlev SKDGlev SKDHlev SKDJlev SKDLlev SKDMlev
SKDNlev

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes		
Output Created		22-OCT-2017 05:01:12
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	17434
	File	
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF LR Mikro SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDI SKDClev SKDFlev SKDGlev SKDHlev SKDJlev SKDLlev SKDMlev SKDNlev /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).
Resources	Processor Time	00:00:00,11
	Elapsed Time	00:00:00,11

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed			Predicted		
			Propad dummy		Percentage Correct
			,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	12737	0	100,0
		1,0	4697	0	,0
Overall Percentage					73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2585,390	1	,000
		LR	2124,281	1	,000
		Mikro	103,418	1	,000
		SKDC	29,740	1	,000
		SKDF	190,830	1	,000
		SKDG	1,949	1	,163
		SKDH	,250	1	,617
		SKDJ	26,352	1	,000
		SKDL	8,240	1	,004
		SKDM	121,374	1	,000
		SKDN	,889	1	,346
		SKDI	211,928	1	,000
		SKDClev	10,888	1	,001
		SKDFlev	376,127	1	,000
		SKDGLev	79,835	1	,000
		SKDHlev	7,740	1	,005
		SKDJlev	,901	1	,343
		SKDLlev	20,809	1	,000
		SKDMlev	6,096	1	,014
		SKDNlev	15,770	1	,000

a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3569,996	19	,000
	Block	3569,996	19	,000
	Model	3569,996	19	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	16746,792 ^a	,185	,269

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

PRILOGA 12: Linearna binarna logistična regresija modela 12

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF LR LNvelikost SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL
SKDM SKDN SKDI

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	22-OCT-2017 05:06:04	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF LR LNvelikost SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDI /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,08
	Elapsed Time	00:00:00,08

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17430	100,0
	Missing Cases	4	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed			Predicted		
			Propad dummy		Percentage Correct
			,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	12737	0	100,0
		1,0	4693	0	,0
Overall Percentage					73,1

- a. Constant is included in the model.
- b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	-,998	,017	3418,720	1	,000	,368

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF	2580,341	1	,000
		LR	2118,180	1	,000
		LNvelikost	216,441	1	,000
		SKDC	29,477	1	,000
		SKDF	190,456	1	,000
		SKDG	2,015	1	,156
		SKDH	,239	1	,625
		SKDJ	26,243	1	,000
		SKDL	8,282	1	,004
		SKDM	120,918	1	,000
		SKDN	,907	1	,341
		SKDI	210,923	1	,000

- a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3581,653	11	,000
	Block	3581,653	11	,000
	Model	3581,653	11	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	16724,641 ^a	,186	,270

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Observed	Propad dummy	,0	1,0	
Step 1	Propad dummy	,0	1,0	
		12057	680	94,7
		2863	1830	39,0
	Overall Percentage			79,7

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF	3,950	,128	956,039	1	,000	51,961
	LR	-,899	,100	80,082	1	,000	,407
	LNvelikost	-,163	,012	176,877	1	,000	,850
	SKDC	-,646	,091	50,070	1	,000	,524
	SKDF	-,177	,094	3,568	1	,059	,838
	SKDG	-,821	,087	88,196	1	,000	,440
	SKDH	-,783	,114	46,776	1	,000	,457
	SKDJ	-,872	,122	50,809	1	,000	,418
	SKDL	-,287	,153	3,522	1	,061	,750
	SKDM	-,836	,094	78,816	1	,000	,433
	SKDN	-,789	,131	36,379	1	,000	,454
	Constant	-,681	,188	13,108	1	,000	,506

a. Variable(s) entered on step 1: DDF, LR, LNvelikost, SKDC, SKDF, SKDG, SKDH, SKDJ, SKDL, SKDM, SKDN.

PRILOGA 13: Kvadratna binarna logistična regresija modela 13

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy

/METHOD=ENTER DDF2 SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN
SKDI

/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Logistic Regression

Notes

Output Created	23-OCT-2017 02:24:06	
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	17434
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax	LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF2 SKDC SKDF SKDG SKDH SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDI /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).	
Resources	Processor Time	00:00:00,09
	Elapsed Time	00:00:00,10

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	1,0	
		12737	0	100,0
		4697	0	,0
	Overall Percentage			73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF2	3280,401	1	,000
		SKDC	29,740	1	,000
		SKDF	190,830	1	,000
		SKDG	1,949	1	,163
		SKDH	,250	1	,617
		SKDJ	26,352	1	,000
		SKDL	8,240	1	,004
		SKDM	121,374	1	,000
		SKDN	,889	1	,346
		SKDI	211,928	1	,000

a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3716,834	9	,000
	Block	3716,834	9	,000
	Model	3716,834	9	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	16599,954 ^a	,192	,279

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy	,0	1,0	93,6
		1,0		45,0
Overall Percentage				80,5

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF2	3,709	,073	2565,747	1	,000	40,803
	SKDC	-,759	,090	70,816	1	,000	,468
	SKDF	-,138	,093	2,189	1	,139	,871
	SKDG	-,852	,086	97,242	1	,000	,427
	SKDH	-,942	,115	67,177	1	,000	,390
	SKDJ	-,818	,122	45,053	1	,000	,441
	SKDL	-,496	,154	10,437	1	,001	,609
	SKDM	-,798	,094	71,944	1	,000	,450
	SKDN	-,730	,131	30,899	1	,000	,482
	Constant	-2,360	,092	662,028	1	,000	,094

a. Variable(s) entered on step 1: DDF2, SKDC, SKDF, SKDG, SKDH, SKDJ, SKDL, SKDM, SKDN.

PRILOGA 14: Kvadratna binarna logistična regresija modela 14

```

GET DATA /TYPE=XLSX
  /FILE='D:\mag\Export final.xlsx'
  /SHEET=name 'List1 (2)'
  /CELLRANGE=full
  /READNAMES=on
  /ASSUMEDSTRWIDTH=32767.
EXECUTE.
DATASET NAME DataSet1 WINDOW=FRONT.
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy
  /METHOD=ENTER DDF2 LR SKDC SKDG SKDH SKDI SKDJ SKDL SKDM SKDN
SKDF velikasrednja
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

```

Logistic Regression

Notes		
Output Created		23-OCT-2017 12:04:53
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data	17434
	File	
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing
Syntax		LOGISTIC REGRESSION VARIABLES Propaddummy /METHOD=ENTER DDF2 LR SKDC SKDG SKDH SKDI SKDJ SKDL SKDM SKDN SKDF velikasrednja /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).
Resources	Processor Time	00:00:00,09
	Elapsed Time	00:00:00,10

[DataSet1]

Warnings

Due to redundancies, degrees of freedom have been reduced for one or more variables.

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	17434	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	17434	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		17434	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Block 0: Beginning Block

Classification Table^{a,b}

			Predicted		
			Propad dummy		Percentage Correct
Observed			,0	1,0	
Step 0	Propad dummy	,0	12737	0	100,0
		1,0	4697	0	,0
Overall Percentage					73,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	-,998	,017	3415,013	1	,000	,369

Variables not in the Equation^a

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	DDF2	3280,401	1	,000
		LR	2124,281	1	,000
		SKDC	29,740	1	,000
		SKDG	1,949	1	,163
		SKDH	,250	1	,617
		SKDI	211,928	1	,000
		SKDJ	26,352	1	,000
		SKDL	8,240	1	,004
		SKDM	121,374	1	,000
		SKDN	,889	1	,346
		SKDF	190,830	1	,000
		velikasrednja	9,809	1	,002

a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	3802,657	11	,000
	Block	3802,657	11	,000
	Model	3802,657	11	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	16514,131 ^a	,196	,285

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Propad dummy		Percentage Correct
		,0	1,0	
Step 1	Propad dummy ,0	11928	809	93,6
	1,0	2634	2063	43,9
Overall Percentage				80,3

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	DDF2	3,210	,091	1235,855	1	,000	24,778
	LR	-,882	,098	81,757	1	,000	,414
	SKDC	-,557	,066	70,645	1	,000	,573
	SKDG	-,704	,061	133,572	1	,000	,495
	SKDH	-,683	,098	48,398	1	,000	,505
	SKDI	,222	,094	5,575	1	,018	1,249
	SKDJ	-,677	,105	41,198	1	,000	,508
	SKDL	-,282	,141	3,983	1	,046	,754
	SKDM	-,635	,071	79,491	1	,000	,530
	SKDN	-,600	,116	26,524	1	,000	,549
	velikasrednja	-,154	,082	3,537	1	,048	,857
	Constant	-1,863	,095	385,002	1	,000	,155

a. Variable(s) entered on step 1: DDF2, LR, SKDC, SKDG, SKDH, SKDI, SKDJ, SKDL, SKDM, SKDN, velikasrednja.

PRILOGA 15: Tabela pretvorb v SKD 2008

Poglavje 2002	Področje 2008	Poglavje 2008	Opis 2008
01	A	1	Kmetijstvo in lov, gozdarstvo, ribištvo
02	A	1	Kmetijstvo in lov, gozdarstvo, ribištvo
05	A	1	Kmetijstvo in lov, gozdarstvo, ribištvo
10	B	5	Rudarstvo
11	B	5	Rudarstvo
12	B	5	Rudarstvo
13	B	5	Rudarstvo
14	B	5	Rudarstvo
15	C	10	Predelovalne dejavnosti
16	C	10	Predelovalne dejavnosti
17	C	10	Predelovalne dejavnosti
18	C	10	Predelovalne dejavnosti
19	C	10	Predelovalne dejavnosti
20	C	10	Predelovalne dejavnosti
21	C	10	Predelovalne dejavnosti
22	C	10	Predelovalne dejavnosti
23	C	10	Predelovalne dejavnosti
24	C	10	Predelovalne dejavnosti
25	C	10	Predelovalne dejavnosti
26	C	10	Predelovalne dejavnosti
27	C	10	Predelovalne dejavnosti

28	C	10	Predelovalne dejavnosti
29	C	10	Predelovalne dejavnosti
30	C	10	Predelovalne dejavnosti
31	C	10	Predelovalne dejavnosti
32	C	10	Predelovalne dejavnosti
33	C	10	Predelovalne dejavnosti
34	C	10	Predelovalne dejavnosti
35	C	10	Predelovalne dejavnosti
36	C	10	Predelovalne dejavnosti
37	C	10	Predelovalne dejavnosti
40	D	35	Oskrba z električno energijo
41	E	36	OSKRBA Z VODO; RAVNANJE Z ODPLAKAMI IN ODPADKI; saniranje okolja
90	E	36	OSKRBA Z VODO; RAVNANJE Z ODPLAKAMI IN ODPADKI; saniranje okolja
45	F	41	gradbeništvo
50	G	45	TRGOVINA; VZDRŽEVANJE IN POPRAVILA MOTORNIH vozil
51	G	45	TRGOVINA; VZDRŽEVANJE IN POPRAVILA MOTORNIH vozil
52	G	45	TRGOVINA; VZDRŽEVANJE IN POPRAVILA MOTORNIH vozil
60	H	49	PROMET IN SKLADIŠČENJE
61	H	49	PROMET IN SKLADIŠČENJE
62	H	49	PROMET IN SKLADIŠČENJE
63	H	49	PROMET IN SKLADIŠČENJE

64	H	49	PROMET IN SKLADIŠČENJE
55	I	55	gostinstvo
72	J	58	In formacijske in komunikacijske dejavnosti
65	K	64	FINANČNE IN ZAVAROVALNIŠKE DEJAVNOSTI
66	K	64	FINANČNE IN ZAVAROVALNIŠKE DEJAVNOSTI
67	K	64	FINANČNE IN ZAVAROVALNIŠKE DEJAVNOSTI
70	L	68	POSLOVANJE Z NEPREMIČNINAMI
73	M	69	STROKOVNE, ZNANSTVENE IN TEHNIČNE DEJAVNOSTI
71	N	77	DRUGE RAZNOVRSTNE POSLOVNE DEJAVNOSTI
74	N	77	DRUGE RAZNOVRSTNE POSLOVNE DEJAVNOSTI
75	O	84	DEJAVNOST JAVNE UPRAVE IN OBRAMBE; DEJAVNOST OBVEZNE SOCIALNE VARNOSTI
80	P	85	izobraževanje
85	Q	86	ZDRAVSTVO IN SOCIALNO VARSTVO
92	R	90	KULTURNE, RAZVEDRILNE IN REKREACIJSKE
91	S	94	Druge dejavnosti
93	S	94	Druge dejavnosti
95	T	97	DEJAVNOST GOSPODINJSTEV Z ZAPOSLENIM HIŠNIM OSEBJEM; PROIZVODNJA ZA LASTNO RABO
99	U	99	DEJAVNOST EKSTERITORIALNIH ORGANIZACIJ IN TELES

PRILOGA 16: Makro uporabljen za iskanje mejnih zadolženosti

```
Sub Makro1()  
,  
' Makro1 Makro  
,  
' Bližnjica na tipkovnici: Ctrl+t  
,  
  
    Range("L5").Select  
    Range("L5").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")  
    Range("L4").Select  
    Selection.Copy  
    Range("J5").Select  
    ActiveSheet.Paste  
    Range("L6").Select  
    Application.CutCopyMode = False  
    Range("L6").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")  
    Range("L4").Select  
    Selection.Copy  
    Range("J6").Select  
    ActiveSheet.Paste  
    Range("L7").Select  
    Application.CutCopyMode = False  
    Range("L7").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")  
    Range("L4").Select  
    Selection.Copy  
    Range("J7").Select  
    ActiveSheet.Paste  
    Range("L8").Select  
    Application.CutCopyMode = False  
    Range("L8").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")  
    Range("L4").Select  
    Selection.Copy  
    Range("J8").Select  
    ActiveSheet.Paste  
    Range("L9").Select  
    Application.CutCopyMode = False  
    Range("L9").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")  
    Range("L4").Select  
    Selection.Copy  
    Range("J9").Select  
    ActiveSheet.Paste
```



```

Range("L10").Select
Application.CutCopyMode = False
Range("L10").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")
Range("L4").Select
Selection.Copy
Range("J10").Select
ActiveSheet.Paste
Range("L11").Select
Application.CutCopyMode = False
Range("L11").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")
Range("L4").Select
Selection.Copy
Range("J11").Select
ActiveSheet.Paste
Range("L12").Select
Application.CutCopyMode = False
Range("L12").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")
Range("L4").Select
Selection.Copy
Range("J12").Select
ActiveSheet.Paste
Range("L13").Select
Application.CutCopyMode = False
Range("L13").GoalSeek Goal:=0.5, ChangingCell:=Range("L4")
Range("L4").Select
Selection.Copy
Range("J13").Select
ActiveSheet.Paste
Range("J5:J13").Select
Application.CutCopyMode = False
Selection.Style = "Percent"
Selection.NumberFormat = "0.0 %"
Range("J4").Select
End Sub

```