

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

**NAPOVEDOVANJE ZAMUDE PRI PLAČILU
OBVEZNOSTI DO DOBAVITELJEV
SLOVENSКИH PODJETIJ**

Ljubljana, september 2007

MARKO JAVORŠEK

IZJAVA

Študent MARKO JAVORŠEK izjavljam, da sem avtor tega magistrskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom prof. dr. DUŠANA MRAMORJA in somentorstvom doc. dr. MARKA PAHORJA in skladno s 1. odstavkom 21. člena Zakona o avtorskih in sorodnih pravicah dovolim objavo magistrskega dela na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne_____

Podpis:_____

Kazalo

1	Uvod.....	1
1.1	Namen in cilji.....	2
1.2	Raziskovalne metode.....	3
1.3	Struktura magistrskega dela.....	4
2	Opredelitev zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev.....	4
2.1	Opredelitev osnovnega pojma.....	4
2.2	Teoretične osnove in zakonska ureditev.....	6
2.3	Vzroki za zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev in plačilno nedisciplino...	7
2.4	Stanje na področju plačilne discipline.....	8
3	Napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev.....	12
3.1	Pregled modelov.....	13
3.1.1	Modeli temelječi na sodbah ali pravilih.....	14
3.1.2	Statistični modeli.....	15
3.1.3	Inteligentni ekspertni modeli.....	16
3.1.4	Teoretični modeli.....	17
4	Oblikovanje modela za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij.....	17
4.1	Logistična regresija.....	17
4.1.1	Binarna logistična regresija.....	17
4.1.2	Ordinalna logistična regresija.....	20
4.2	Faktorska analiza.....	21
4.3	Izbor preučevanih gospodarskih družb.....	23
4.4	Izbor in definicija neodvisnih spremenljivk.....	24
4.4.1	Definicija obravnavanih finančnih kazalcev.....	25
4.4.2	Statistična obdelava kazalcev.....	30
4.4.3	Faktorska analiza in izbira nadomestnih spremenljivk.....	33
4.5	Definicija odvisnih spremenljivk.....	36
4.6	Ocenjevanje uspešnosti modelov.....	38
5	Rezultati analize.....	39
5.1	Spremenljivka 1.....	40
5.2	Spremenljivka 2.....	54
5.3	Rezultati modelov po letih in test stabilnosti modela.....	59
5.4	Spremembe odvisnih spremenljivk.....	60
	Sklep.....	63
	Literatura.....	66
	Viri.....	69
	Priloge.....	1

Kazalo tabel

Tabela 1: Število vseh gospodarskih družb v Sloveniji in tistih izbranih v vzorec za analizo plačilne sposobnosti podjetij v letih od 2002 do 2005	24
Tabela 2: Definicija nekaterih finančnih kategorij za pomoč pri računanju kazalcev	25
Tabela 3: Definicija in prikaz izračunov finančnih kazalcev	26
Tabela 4: Definijsko območje kazalcev	32
Tabela 5: Osnovne statistike za primerjavo porazdelitve povprečnega števila dni zamude med skupino izbranih podjetij in skupino neizbranih podjetij, zaradi manjkajočih vrednosti med leti 2002 in 2006	33
Tabela 6: Korelacijski koeficienti med pari nadomestnih spremenljivk	36
Tabela 7: Razredi odvisne spremenljivke, njihove vrednosti, intervali števila dni zamude ter število opazovanih podjetji po skupinah	37
Tabela 8: Napaka tipa I in tipa II	38
Tabela 9: Logistična regresija za razred 1 (<i>DZ1</i>) s faktorji (Model 1a)	40
Tabela 10: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modelom (Model 1a)	41
Tabela 11: Merila napovedovalne moči modela s faktorji (Model 1a)	42
Tabela 12: Logistična regresija za spremenljivko 1 (<i>DZ1</i>) z nadomestnimi spremenljivkami (Model 1b)	43
Tabela 13: Logistična regresija za spremenljivko 1 (<i>DZ1</i>) z metodo postopne izbire (Model 1c)	44
Tabela 14: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modeloma	45
Tabela 15: Merila napovedovalne moči modelov	45
Tabela 16: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu z vključenimi spremenljivkami velikosti	46
Tabela 17: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z vsemi tremi modeli	47
Tabela 18: Merila napovedovalne moči vseh treh modelov	47
Tabela 19: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu z vključeno spremenljivko tržnega deleža (<i>TD</i>)	48
Tabela 20: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modeloma	49
Tabela 21: Merila napovedovalne moči modelov	49
Tabela 22: Število podjetij po dejavnostih oziroma vrednostih spremenljivke <i>skdPOD</i>	50
Tabela 23: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu z vključitvijo panoge delovanja podjetja	51
Tabela 24: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z vsemi tremi modeli	51
Tabela 25: Merila napovedovalne moči vseh treh modelov	52

Tabela 26: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu z vključitvijo preteklih zamud pri plačilu.....	53
Tabela 27: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z vsemi tremi modeli.....	53
Tabela 28: Merila napovedovalne moči vseh treh modelov.....	54
Tabela 29: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu za splošne modele s faktorji in nadomestnimi spremenljivkami.....	55
Tabela 30: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu za splošni model s postopno izbiro neodvisnih spremenljivk (Model 6c).....	55
Tabela 31: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modelom za model 6a s faktorji (Kriterij 1).....	57
Tabela 32: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modelom za model 6a s faktorji (Kriterij 2).....	57
Tabela 33: Merila napovedovalne moči vseh treh zgoraj opredeljenih modelov.....	58
Tabela 34: Merila napovedovalne moči modelov 7a, 7b in 7c	58
Tabela 35: Merila napovedovalne moči modela za leto 2003 v posameznih letih.....	59
Tabela 36: Merila napovedovalne moči modela za leto 2004 v posameznih letih.....	60
Tabela 37: Merila napovedovalne moči modela za leto 2005 v posameznih letih.....	60
Tabela 38: Merila napovedovalne moči modela za leto 2006 v tem letu.....	60
Tabela 39: Opredelitev novih odvisnih spremenljivk	61
Tabela 40: Merila napovedovalne moči modelov za spremenljivki 3 in 4	62
Tabela 41: Merila napovedovalne moči modelov za spremenljivki 5 in 6	63

Kazalo slik

Slika 1: Povprečni pogodbeni rok in povprečna zamuda v evropskih državah in Sloveniji za leto 1997 (v dnevih).....	10
Slika 2: Delež podjetij glede na povprečno število dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev po letih	11
Slika 3: Delež podjetij glede na povprečno število dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev glede na velikost podjetja med leti 2003 in 2006	11
Slika 4: Povprečno število dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev glede na področje SKD klasifikacije dejavnosti	12
Slika 5: Diagram lastnih vrednosti faktorjev za prvih 15 faktorjev z najvišjimi lastnimi vrednostmi	34

1 Uvod

Današnje poslovno okolje v Sloveniji in drugod po svetu postaja vedno bolj negotovo, dinamično in heterogeno ter polno neprestanih sprememb na poslovnem in političnem nivoju. Potreba po obvladovanju in zmanjševanju negotovosti postaja vedno bolj nujna in se je v določeni meri samodejno oblikovala. Zmanjševanje in ravnanje z negotovostjo ter zavarovanje pred nepravilnimi odločitvami se je uveljavilo na različnih ravneh poslovnega življenja. Na primer, v mednarodni trgovini so se pojavili različni instrumenti za odpravljanje valutnega tveganja (terminske pogodbe, opcije itd.). Po drugi strani pa so se oblikovali tudi načini zavarovanja pred tveganjem neplačila. Tukaj imamo med drugim različne finančne instrumente (npr. odkup terjatev), bonitete ter napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev.

Problem plačilne nediscipline je v razvitih gospodarstvih manj pereč, že zaradi urejenega pravnega sistema, razvitega informacijskega sistema, visoke poslovne morale ter ustreznega strokovnega znanja. Čeprav pa raziskava podjetja Intrum Justitia, ki v poročilu European Payment Index – Spring 2006 kaže na to, da je problem neplačil prisoten po celi Evropi, še posebej pa v Južni Evropi in Baltskih državah. Povprečni rok plačila, v raziskanih 22 evropskih državah, je v letu 2005 znašal 59,2 dni, samo zamuda pri plačilu pa 16,8 dni, poleg tega pa okrog 45 odstotkov vseh poslovnih terjatev, podjetij registriranih v Evropski uniji, predstavlja že zapadle terjatve (European Payment Index – Spring 2006, str. 5).

V Sloveniji je ta problem večji in mu je potrebno posvečati več pozornosti, za obvladovanje in povečanje plačilne discipline akterjev v slovenskem gospodarstvu. Tudi raziskave podjetja Creditreform posredno kažejo na slabo plačilno disciplino v Sloveniji. Leta 2006 je bilo v Sloveniji na vsakih 10.000 podjetij 136 nesolventnih, povprečje med novimi članicami EU je bilo 32, med državami zahodne Evrope pa 65 (Insolvenzen in Europa 2006/07, str. 27).

Intrum Justitia v svojem poročilu nadalje ugotavlja, da podjetja, katerih terjatve so plačane z zamudo, tudi sama zamujajo pri plačilu. Če pa ta podjetja dobivajo plačila v roku, to ne pomeni, da bodo tudi sama plačevala svoje obveznosti v dogovorjenih rokih (European Payment Index – Spring 2006, str. 3). Temu pojavu, ki predstavlja resno težavo tudi za Slovenijo, pravimo verižno neplačevanje. Poleg tega pa lahko najdemo tudi veliko število podjetnikov, ki že vnaprej načrtujejo, da svojih obveznosti ne bodo poravnali, ker se zanašajo na počasno in neučinkovito delovanje sodišč (Kužet, 2005, str. 5). V Sloveniji podjetniki navajajo plačilno nedisciplino kot najhujšo oviro pri njihovem uspešnem poslovanju. V četrtem četrtletju leta 2006 je kar 54 odstotkov anketiranih podjetnikov izbralo plačilno nedisciplino kot največjo oviro pri njihovem poslovanju in tako je ta zasedla prvo mesto izmed vseh navedenih dejavnikov (Vabšek, 2007).

Ker je v slovenskem gospodarskem prostoru prisoten problem plačilne nediscipline oziroma obstaja visoko tveganje neplačila druge pogodbene stranke, morajo tudi upniki ravnati

odgovorno in se proti temu tveganju zavarovati. Vsekakor je pomembno, da se bodoči upnik proti tveganju zavaruje tako, da se pred sklenitvijo posla podrobno poduči o možnih tveganjih, ki jih tak dolžnik lahko povzroči. To lahko izvede na več načinov, en način je tudi, da preveri napoved zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev pogodbenega partnerja. Beaver, Kennely in Voss (1968, str. 680) pravijo, da »je napoved lahko narejena brez odločitve, vendar odločitev ne more biti sprejeta brez vsaj kakršnekoli napovedi.« Kar se nanaša na zgoraj opisano dejstvo, da mora podjetje, preden sprejme odločitev o poslovnem dogodku, opraviti napoved z dovolj visoko stopnjo verjetnosti, da bo poslovni partner svojo obveznost plačal. Pionir tovrstnih analiz je Altman (1968, 1984, 1993, 2006).

1.1 Namen in cilji

Magistrsko delo obravnava problematiko zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij, ki lahko nastane zaradi plačilne nesposobnosti podjetij z vidika finančne situacije podjetja, ali z vidika poslovne morale oziroma želje plačila zapadlih obveznosti.

Osnovni cilj magistrskega dela je razviti statistične modele za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij med leti 2003 in 2006, preko preučevanja povprečnega števila dni zamude pri plačilu zapadlih obveznosti do dobaviteljev. S pomočjo podatkov iz letnih poročil podjetij in drugih lastnosti podjetij (velikosti, moči, tržnega deleža in pretekle zamude pri plačilu) želim oblikovati statistične modele, ki bi uspešno napovedovale zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij. Verjamem, da lahko s pomočjo statističnih modelov finančnih kazalcev in drugih lastnosti podjetja napovemo zamude pri plačilu podjetij bolje kot le s pregledom preteklih zamud oziroma preteklih plačilnih navad podjetja.

Poleg tega so cilji magistrskega dela tudi ugotoviti uspešnost napovedovanja zamude pri plačilu slovenskih podjetij s pomočjo statističnih modelov s finančnimi kazalci, povprečnega števila dni zamude pri plačilu ter drugih lastnosti podjetja. Preučiti je treba možnosti za aplikativno uporabo teh modelov v praksi. Nenazadnje pa želim na začetku dela prikazati pregled stanja na področju zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev v Sloveniji, na podlagi podatkov podjetja I d. o. o., saj to odraža situacijo na področju plačilne nediscipline v Sloveniji.

Glede na zastavljene cilje in namen magistrskega dela ter z raziskavo, je temeljna raziskovalna hipoteza sledeča: Mogoče je oblikovati statistične modele na podlagi finančnih in drugih lastnosti podjetja, ki dovolj dobro napovedujejo zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij.

Veliko raziskovalcev se je ukvarjalo z vidiki poslovanja podjetij, ki pripeljejo do plačilne nediscipline podjetij v nekem gospodarstvu. Raziskovanja tega problema so se lotili na različne načine. V Sloveniji je prevladovalo ocenjevanje plačilne sposobnosti preko

analiziranja blokad transakcijskega računa (Mramor, Valentinčič, 2003; Mramor et al., 1998; Valentinčič, 1999; Košiček, 1998; idr.), v tujini pa so večinoma preučevali stečaj podjetij (Altman, 1968; Ohlson 1980; Dugan, Zavgren, 1988; Berg, 2005; idr.). Raziskovanje povprečnega števila dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev je bilo uporabljeno v manj primerih, le bonitetne hiše v njihovih poročilih zajemajo zamude pri plačilu za sestavo nekega kazalca, ki je sestavljen na podlagi plačilnih navad podjetja. Prav tako se je malo avtorjev osredotočilo na napovedovanje zamude pri plačilu le obveznosti do dobaviteljev.

V tem magistrskem delu želim združiti statistične modele, na podlagi preučevanja tako finančnih kazalcev, kot določenih lastnosti podjetij, s pomočjo katerih bom še dodatno izpopolnil raziskavo. Prav tako bom v raziskavo vnesel pretekle zamude podjetij pri plačevanju njihovih obveznosti do dobaviteljev, kot dodatno spremenljivko v statističnih analizah in ne le v obliki naivnih modelov. Saj verjamem, da lahko kombinacija finančnih kazalcev, kontroliranih za določene lastnosti, ter pretekle zamude pri plačilu, pripomorejo k najboljši kombinaciji za celovito napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Za mojo raziskavo so zelo pomembni uporabljeni podatki o povprečnem številu dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Uporabljeni so podatki, ki jih zbira podjetje I d. o. o., ki ima v slovenskem prostoru najdaljšo zgodovino zbiranja zamud pri plačilu in prav tako najbolj bogato podatkovno bazo na tem področju. Do sedaj podatkov o zamudah pri plačilu podjetja I d. o. o., za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij, ni še uporabil nihče, za tako analizo. Nenazadnje pa je potrebno poudariti, da se v tem magistrskem delu omejim le na eno področje preučevanja obveznosti, in sicer na obveznosti do dobaviteljev. Čeprav to predstavlja samo eno od perspektiv poslovanja podjetja, je le-to izjemno pomembno za poslovne partnerje in plačilno disciplino v celotnem gospodarstvu.

1.2 Raziskovalne metode

V magistrskem delu bom uporabil več vrst raziskovalnih metod, od pregleda literature, deskriptivnega pristopa ter statističnega analiziranja. Metodološki prijemi pri izdelavi magistrskega dela temeljijo na metodah znanstvenega raziskovanja. Poleg tega je tudi vključeno samostojno delo in uporaba statističnih metod za empirično analizo.

Izhodišče pri pripravi magistrske naloge bo preučevanje teoretičnih podlag oziroma pregleda literature povezane z obravnavano tematiko in ciljem poglobljenega razumevanja problematike. Teoretični okvir bo narejen s pomočjo pregleda dostopne domače in tuje literature, predvsem s finančnega in statističnega znanstvenega področja. Uporabljene bodo tako monografske publikacije kot članki izdani v domačih in tujih revijah. V drugem delu pa empirične raziskave temeljijo na statistični obdelavi pridobljenih podatkov s strani ustanov in podjetij. Statistične metode so aplicirane tako kot to priporoča statistična literatura. Za analize je uporabljen statistični programski paket STATA, ki uporabniku nudi zanesljivo in strokovno

obdelavo večjega števila podatkov. Poleg strokovne literature bom pri snovanju magistrskega dela uporabil tudi lastna znanja, pridobljena med študijem.

1.3 Struktura magistrskega dela

Magistrsko delo je sestavljeno iz uvoda, štirih poglavij jedra ter sklepa. V uvodu je opredeljena problematika, s katero se bom ukvarjal v okviru magistrske naloge, namen in cilji ter metode dela. V prvem poglavju je narejen pregled strokovne literature na obravnavanem področju napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij. Opredeljeni so ključni pojmi, s katerimi se ukvarja magistrsko delo, teoretične osnove in zakonska ureditev na tem področju ter so navedeni poglobitni vzroki za nastanek zamud pri plačilu in plačilno nedisciplino. Nenazadnje pa je narejen tudi pregled s področja stanja plačilne discipline v Evropi in Sloveniji.

V drugem poglavju so opisani načini za napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev podjetij ter modeli, ki se za to uporabljajo. Narejen je pregled modelov, ki jih je možno uporabljati in so bili že uporabljeni ter njihove prednosti, slabosti in omejitve. V tretjem poglavju so opredeljeni modeli za napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, ki jih uporabljam v tem magistrskem delu. Poleg samih statističnih modelov in teoretične osnove zanje, so opredeljeni tudi podatki, odvisne in neodvisne spremenljivke ter načini za določanje uspešnosti opredeljenih modelov. V četrtem poglavju pa so prikazani rezultati empirične raziskave, glede na različne odvisne in neodvisne spremenljivke uporabljene za modeliranje. Nenazadnje pa je tukaj tudi podan prikaz rezultatov po letih in test stabilnosti modelov ter spremembe in vpliv na modele ob spremembi odvisne spremenljivke. Magistrsko delo se zaključi s sklepom, ki izhaja iz same vsebine magistrskega dela in povzema najpomembnejše izsledke.

2 Opredelitev zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev

To poglavje natančneje opredeljuje pojme uporabljene v okviru magistrske naloge, predvsem osrednji pojem zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. V nadaljevanju bom prav tako preučil vzroke za pojav zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev in plačilno nedisciplino ter pregledal stanje na področju plačilne discipline v Sloveniji, v primerjavi z drugimi državami.

2.1 Opredelitev osnovnega pojma

Pri večini transakcij med dobavitelji in kupci se s pogodbo določi rok plačila obveznosti oziroma se prodaja na up ali kredit (angl. *trade credit*). Zamuda pri plačilu obveznosti do dobaviteljev pa nastane zato, ker podjetja svojih obveznosti ne poravnajo v roku določenem v pogodbi. Poleg tega igra prodaja na up zelo pomembno vlogo financiranja poslovanja majhnih in srednje velikih podjetij, predvsem tistih, ki težje pridobijo sredstva iz drugih virov (Brigham, Daves, 2004, str. 720).

Prodaja na up (kredit) oziroma drugače rečeno odlog plačila je »prodaja blaga ali storitve, ki ga (jo) kupec v trenutku prenosa nanj še ne plača« (SRS 5 (2006), str. 5). To pomeni, da dobavitelji na ta način, za to obdobje, financirajo kupca in njegov poslovni cikel (Paul, 2007a, str. 43). Za majhna podjetja je na eni strani pomemben nakup na up za vsakodnevno poslovanje in za pridobivanje financiranja, na drugi strani pa je za njih pomembna tudi prodaja na up njihovim kupcem, saj na ta način ohranjajo konkurenčnost njihovega poslovanja.

Problem nastane, ko kupec ne plača obveznosti dobavitelju v tem roku. Takrat nastane zamuda pri plačilu obveznosti do dobaviteljev oziroma se le-ta prikaže kot število dni med zapadlostjo obveznosti v plačilo in dejanskim plačilom obveznosti. Prav zaradi tega, pa morajo imeti podjetja dobro izdelane sisteme za odobritev prodaje na up, glede na njihove kupce predvsem z namenom preprečiti zamudo pri plačilu (Paul, 2007, str. 40).

V praksi se, zaradi enostavnosti ocenjevanja ali bo podjetje obveznosti poravnalo v roku, velikokrat uporabi kazalce, ki izražajo likvidnost podjetja, kot so to npr. hitri ali kratkoročni koeficient. Za to se uporabljajo neke mejne vrednosti teh koeficientov, ki kažejo na zdravo poslovanje podjetja. V zgornjih primerih koeficientov je, na primer to ena oziroma dve, vendar to bi pomenilo, da podjetje ne sme uporabljati kratkoročnih virov za kritje dolgoročnih naložb. Kot vemo pa podjetja v praksi počnejo prav to in tako poslujejo s kazalniki pod mejnimi vrednostmi. Zato taki kazalci ne morejo biti primerni za temeljito napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev (Gatnik, 1990, str. 133).

Ključna kategorija v poslovnih in finančnih transakcijah je zaupanje med poslovnimi partnerji (Knez-Riedl, 2003, str. 620). Nezaupanje med poslovnimi partnerji prinaša veliko stroškov in nestabilnosti v poslovna razmerja (zvišuje stroške nadzora, izredne odhodke, povzroča izpad prihodka itd.). Napoved zamude pri plačilu lahko, po mojem mnenju, pripomore k pridobivanju in ohranjanju zaupanja med poslovnimi partnerji. S pomočjo te napovedi lahko dobavitelj bolje oceni tveganja, ki so povezana z določenim poslovnim partnerjem in se na ta način izogne negotovim odločitvam.

Nenazadnje pa je zamuda pri plačilu obveznosti do dobaviteljev podjetja tesno povezana tudi z uspešnostjo tega podjetja. Osnovna opredelitev pravi, da je podjetje uspešno, če izpolnjuje svoj temeljni cilj (Bergant, 1998, str. 88). Cilj podjetja nedvomno predstavlja dolgoročno izpolnjevanje pričakovanj zainteresiranih udeležencev, med katerimi so tudi dobavitelji tega podjetja. Zato je uspešnost podjetja tesno povezana z zamudo pri plačilu, saj so dobavitelji visoko zainteresirani za uspešnost poslovanja dolžniškega podjetja. Vendar pa, ne gre pri zamudi plačila le za nezmožnost plačila, ampak tudi željo po plačilu dolga. To pomeni, da je v poslovnem odnosu ključnega pomena, da plačilo temelji tudi na njihovi poslovni morali in želji poravnave svojih obveznosti. Za dobavitelja, ki sprejema tveganje neplačila, ni

pomembno ali mu pogodbeni partner ne bo mogel plačati, vendar tudi ali mu ne bo želel plačati, saj to na enak način predstavlja problem za njegov poslovni cikel.

2.2 Teoretične osnove in zakonska ureditev

Zakon o finančnem poslovanju podjetij (v nadaljevanju ZFPPod), v svojem 5. členu, opredeli načelo likvidnega in solventnega poslovanja, po katerem mora podjetje »poslovati tako, da je v vsakem trenutku sposobno pravočasno izpolnjevati zapadle obveznosti ter da je trajno sposobno izpolniti vse svoje obveznosti«. Nenazadnje pa v svojem 12. členu določa sledeče; »če podjetje postane nesposobno pravočasno izpolnjevati zapadle obveznosti, mora uprava nemudoma sprejeti ukrepe za zagotovitev likvidnosti in o tem obvestiti nadzorni svet. Če z ukrepi iz prejšnjega odstavka ni mogoče zagotoviti likvidnosti v roku dveh mesecev od nastopa nelikvidnosti, mora uprava pristojnemu sodišču predlagati začetek stečajnega postopka oziroma postopka prisilne poravnave.« To pomeni, da zakon podjetjem prepoveduje, da bi zamujala s svojimi plačili in hkrati določa ukrepanje uprav, če je podjetje nesposobno pravočasno izpolnjevati zapadle obveznosti.

Osnovni namen, ki je gnal zakonodajalca leta 1999 k sprejemu ZFPPod, je zaščita upnikov. Ta cilj doseže z določili, da morajo podjetja poslovati v skladu s poslovnofinančnimi načeli, kar pomeni, da (Juričič, 2006, str. 135):

- morajo biti sposobna pravočasno izpolniti zapadle obveznosti (načelo likvidnega poslovanja),
- morajo biti stalno sposobna izpolniti svoje obveznosti (načelo solventnega poslovanja),
- morajo razpolagati z ustreznim kapitalom glede na obseg in vrste poslov (načelo kapitalske ustreznosti), ter
- morajo s svojimi ukrepi upravljati likvidnost in zagotavljati poslovanje v skladu z naštetimi načeli.

V 9. členu istega zakona so opredeljena tveganja, s katerimi se soočajo podjetja pri poslovanju: »Uprava podjetja mora zagotoviti, da podjetje redno spremlja tveganja, ki jim je izpostavljeno pri svojem poslovanju, ter sprejeti ustrezne ukrepe, s katerimi podjetje obvladuje ta tveganja. Tveganja iz prejšnjega odstavka so zlasti:

1. likvidnostna tveganja,
2. tveganja neizpolnitve nasprotne stranke,
3. obrestna, valutna in druga tržna tveganja,
4. tveganja zaradi izpostavljenosti do posamezne osebe oziroma skupine oseb, ki predstavljajo enotno tveganje.«

Za preučevanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, sta najpomembnejši prvi dve tveganji, ki ju ZFPPod opredeljuje. Likvidnostno tveganje je osrednje med njima in se nanaša na preoblikovanje nedenarnih sredstev v denarna; ali bodo lahko nedenarna sredstva v celoti

ali delno preoblikovana v bolj likvidno obliko (Peterlin, 2004, str. 97). Prav tako so likvidna sredstva ključnega pomena za obstoj podjetja, saj gre v nasprotnem primeru, če likvidnih sredstev ni dovolj za poravnavo obveznosti, podjetje v stečaj. Po drugi strani pa je tveganje neizpolnitve nasprotne stranke tudi izjemno pomembno, saj je to tveganje dobavitelja, ki ne prejme plačila oziroma ga prejme z večjo ali manjšo zamudo. V praksi so se za zavarovanje plačila razvili inštrumenti, s katerimi dobavitelji zavarujejo svoje terjatve. Najpomembnejši tovrstni inštrumenti so: menica, zastavna pravica, poroštvo, bančna jamstva itn. V tem magistrskem delu se ukvarjam z obema tveganjema. Napovedovanje zamude pri plačilu služi, kot orodje za preprečevanje tveganja neizpolnitve nasprotne stranke, hkrati pa, s to tehniko na nek način tudi preučujem likvidnostno tveganje preučevanega podjetja.

Kritiki ZFPPod zakonu očitajo, da združuje dve vsebinsko ločeni zadevi, finančno poslovanje podjetij in izbris gospodarskih družb iz registra brez likvidacije, ki medsebojno nista povezani (Mlinarič, 2000, str. 112). Največja kritika ZFPPod pa je usmerjena nedosledni uporabi strokovnih terminov likvidnost in solventnost, ki jih že praksa pogosto zamenjuje, zato bi od zakonskega akta pričakovali natančno opredelitev in doslednost. Kljub temu, pa je novi zakon leta 1999 prinesel nekaj vidnih izboljšav na področju plačilne discipline. Po sprejetju zakona se je stanje neplačanih obveznosti v gospodarskih sektorjih (A do K) zmanjšalo za skoraj 6-krat (Bole, Jere, 2002, str. 23). Nižje stanje neplačanih aktivnosti pa se je nadaljevalo tudi po tem obdobju, čeprav je bil ta padec delno le formalne narave, saj je nov zakon omogočil ukinjanje nedelujočih podjetij z neporavnanimi obveznostmi.

S problematiko plačilne discipline so se ukvarjali tudi na nivoju Evropske unije. Evropska komisija je večkrat ugotovila, da je stanje na področju plačilne discipline alarmantno na območju večine držav članic (Commission Recommendation of 12 May 1995 on payment periods in commercial transactions). Tako sta leta 2000, na nivoju EU, nastali Direktiva o boju proti zamudam pri plačilih v trgovinskih poslih ter Uredba o postopkih v primeru insolventnosti, ki sta se spopadli s tem problemom. Direktiva opredeljuje pojme povezane z zamudami pri plačilu ter predvideva ukrepe v boju proti plačilni nedisciplini. Uredba Sveta pa poenoti postopke v primeru insolventnosti na ravni celotne Skupnosti in hkrati prispeva k dodatni zaščiti upnikov preko meja svoje lastne države članice.

2.3 Vzroki za zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev in plačilno nedisciplino

Nekaj pomembnih ugotovitev, glede zamud pri plačilu slovenskih podjetij, so zapisali Prašnikar, Pahor in Cirman (2002, str. 292) in ugotovili sledeče: (1) čimbolj je podjetje zadolženo, tem bolj je nagnjeno k zamudam pri plačilu; (2) večinoma daljši pogodbeni roki privedejo tudi h krajšim zamudam pri plačilu; in (3) zamude kupcev nekega podjetja povzročijo povečanje zamud pri plačilu svojih obveznosti tudi tega podjetja, kar ima za posledico krajše plačilne roke in s tem tudi večje zamude, predvsem prisotne pri majhnih in še neuveljavljenih podjetjih.

Evropska podjetja, kot poglavitne vzroke za zamude pri plačilih, najpogosteje navajajo namerne zamude kupca, poleg tega pa tudi finančne težave dolžnikov in neučinkovito administracijo (Prašnikar, Pahor, Cirman, 2002, str. 296). Po drugi strani pa vidijo slovenska podjetja glavne vzroke za zamude pri plačilu v zamudah pri kupcih, v nelikvidnosti kupcev, v zadolženosti kupcev ter v neučinkovitemu in počasnemu sistemu izterjave.

Neposredni vzroki za zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev se delijo na notranje in zunanje. Slednji so tisti, na katere podjetje nima vpliva, in prihajajo iz zunanjega okolja poslovanja podjetja (npr. monetarna in fiskalna politika, konjunktura gibanja v gospodarstvu, vlaganja v razvoj idr.). Notranji vzroki pa so sledeči (Rees, 1995, str. 293):

- nizka ali padajoča dobičkonosnost,
- neprimerna diverzifikacija (v panoge, ki jih podjetje ne pozna dobro),
- večanje uvoza na domači trg podjetja,
- slabšanje finančne strukture podjetja,
- težave pri nadzoru novih in geografsko razpršenih poslovnih dejavnosti,
- prekomerna aktivnost za obstoječ razpoložljivi kapital,
- pomanjkljiv finančni nadzor sklenjenih poslov,
- pomanjkljiv nadzor nad obratnim kapitalom,
- nezmožnost odstranitve aktivnosti, ki prinašajo izgubo in
- neugodne spremembe v pogodbenih razmerjih.

Za pojav plačilne nediscipline so po večini krivi dolžniki oziroma slabi plačniki, tisti ki sprejemajo več obveznosti, kot so jih sposobni sprejeti, glede na njihovo finančno situacijo. V vsakem primeru so pomemben vzrok za širjenje plačilne nediscipline ugodne razmere, tj. zakonska nedorečenost, manj učinkoviti sodni postopki in neprevidni upniki (Mlinarič, 2000, str. 116). Po drugi strani pa je del krivde moč pripisati tudi upnikom, saj le-ti nekritično uporabljajo odloge plačila za pospeševanje prodaje brez usklajenosti s finančno funkcijo. Poleg tega dobavitelji ne preverjajo ali pomanjkljivo spremljajo svoje pogodbene partnerje preko preučevanja potencialne zamude pri plačilu.

2.4 Stanje na področju plačilne discipline

Neplačilo zapadlih obveznosti iz naslova poslovnih terjatev prizadene predvsem upnika in njegov transformacijski proces. Ta proces poteka od virov financiranja, ki jih podjetje pretvori v osnovna in gibljiva sredstva ter delo, za izdelavo proizvodov ali storitev. Proizvode ali storitve se proda na trgu, tako pridobljena finančna sredstva pa služijo za zagon novega cikla.

Zaradi prisotnosti plačilne nediscipline v gospodarstvu, podjetja ne plačujejo svojih zapadlih obveznosti v skladu z dogovorjenimi roki ali zneski, oziroma dobavitelji ne dobijo svojih terjatev poplačanih v roku. To se dogaja, zato ker so ta plačilno nesposobna (slabo finančno stanje) ali zato ker ne želijo plačati obveznosti (pomanjkanje poslovne morale). Če upnik ne

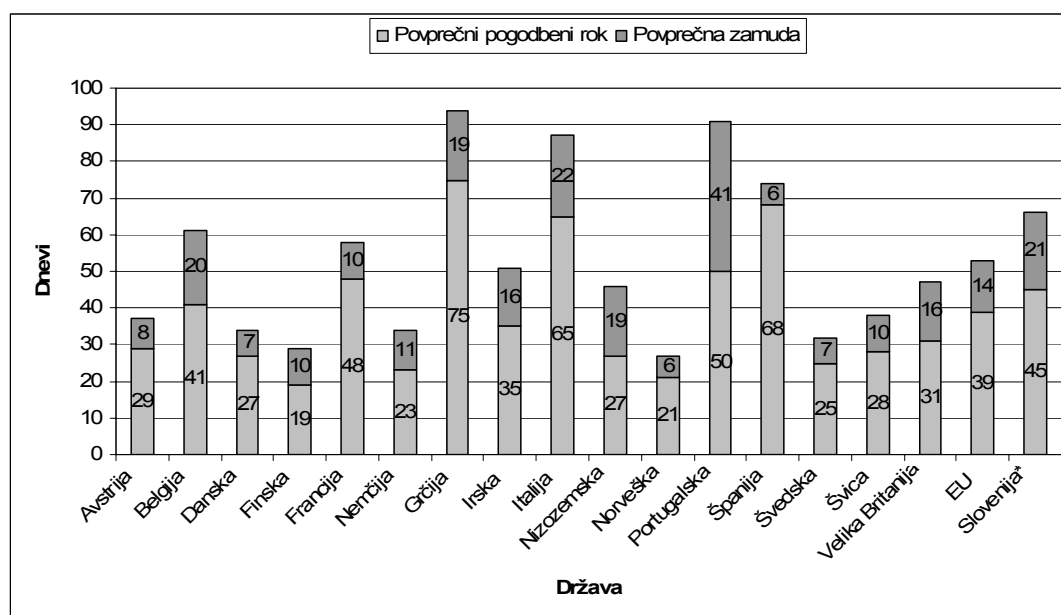
uspe izterjati poslovnih terjatev, tako podjetje ne zaključi transformacijskega cikla oziroma ne pridobi svežega denarja za zagon novega cikla. Zato mora podjetje sredstva pridobiti iz drugih virov oziroma s pomočjo tujega financiranja, ki je neprimerno dražje za podjetje, kot bi bile izterjane poslovne terjatve (Mlinarič, 2000, str. 115). Zaradi plačilne nediscipline se morajo podjetja, za zagon poslovnih ciklov, v večji meri zatekati k dolžniškemu ali lastniškemu kapitalu in tako se dolgoročno povečajo stroški financiranja podjetij. Nenazadnje to vpliva tudi na celotno gospodarstvo. Če eno podjetje ne more izterjati terjatev večinoma tudi samo zamuja s svojimi plačili, kar se zrcali v delovanju celotnega gospodarstva.

Za odpravo plačilne nediscipline, je bil predviden ukrep zamudnih obresti, ki naj bi preko finančne plati pogodbene stranke discipliniral k plačilu. Ta ukrep se sicer pogosto uporablja v pogodbah, vendar je njegova praktična uporaba zelo redka, predvsem zaradi dolgotrajnih sodnih postopkov za izterjavo obresti (Milnarič, 2000, str. 118). Od 1. januarja 2007, se predpisana obrestna mera zamudnih obresti, ki jo določa Zakon o predpisani obrestni meri zamudnih obresti oziroma njegova sprememba (ZPOMZO-1A, 2006), določa kot seštevek vodilne obrestne mere in osem odstotnih točk. Vodilna obrestna mera je obrestna mera, ki jo uporablja Evropska centralna banka za operacije glavnega refinanciranja, ki jih je opravila pred prvim koledarskim dnevom zadevnega šestmesečnega obdobja. Ta predpis je osnovan na podlagi evropske Direktive o boju proti zamudam pri plačilih v trgovinskih poslih (2000), ki določa zamudne obresti, kot seštevek vodilne obrestne mere (referenčna stopnja) ter dodaja vsaj še sedem odstotnih točk (marža).

Na osnovi raziskav European Payments Habits Survey 1997 in Analize plačilnih navad in plačilne discipline v Sloveniji 2002, lahko vidimo (slika 1 na strani 10), da je položaj plačil v Sloveniji, v primerjavi z ostalimi bolj razvitimi evropskimi državami, precej slab. Povprečni pogodbeni rok v Sloveniji je znašal 45 dni, daljši je le v Franciji, Grčiji, Španiji in na Portugalskem. Podobno velja pri povprečni zamudi, ki je znašala v Sloveniji 21 dni, daljša pa le v Italiji in na Portugalskem (Prašnikar, Pahor, Cirman, 2002, str. 294). Glede na to velja, da so slovenski upniki med tistimi, ki najpozneje prejmejo poplačilo za svoje terjatve do kupcev.

Pogodbeni rok, določen med prodajalcem in kupcem je sicer odvisen od številnih dejavnikov, vendar pa je v veliki meri odvisen od dejavnosti, v kateri deluje podjetje, ter pogajalske moči posameznih podjetij (Prašnikar, Pahor, Cirman, 2002, str. 294). Nenazadnje pa ima tudi poslovno okolje podjetja velik vpliv na celotne plačilne navade podjetij v Sloveniji in drugod po Evropi.

Slika 1: Povprečni pogodbeni rok in povprečna zamuda v evropskih državah in Sloveniji za leto 1997 (v dnevih)



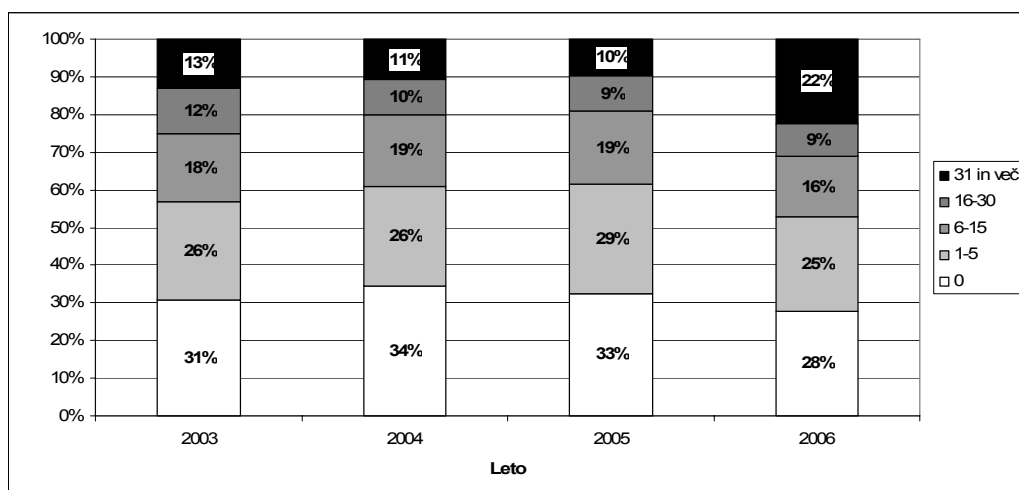
Opomba: * Za Slovenijo so podatki za leto 2002.

Vir: European Payments Habits Survey, 1997; in Prašnikar et al., 2002.

Raziskave podjetja Creditreform kažejo, da se je število nesolventnih podjetij v Evropi in Sloveniji povečevalo do leta 2004, od takrat pa se je začelo zmanjševati. Med leti 2005 in 2006 je število nesolventnih podjetij v zahodni Evropi padlo za 8,5 odstotkov, v Sloveniji pa za 9,9 odstotkov, vendar je Slovenija še vedno na dnu lestvice, glede na število nesolventnih podjetij na 10,000 podjetij (Insolvenzen in Europa 2006/07, str. 2).

Iz pridobljenih podatkov s strani podjetja I, Poslovne informacije d. o. o., Ljubljana in izbora podjetij, ki sem ga opravil za potrebe empirične raziskave (kot je opisano v razdelku 4.3), lahko naredimo grobo oceno na področju plačilne discipline v Sloveniji med leti 2003 in 2006. Slika 2 kaže kolikšen odstotek podjetij in s kakšno zamudo, plačuje svoje obveznosti do dobaviteljev. Zaskrbljujoče je dejstvo, da le okrog 30 odstotkov obravnavanih podjetij plača svoje obveznosti v dogovorjenem roku, med deset in petnajst odstotkov pa zamuja pri plačilu več kot en mesec (približno pet odstotkov zamuja za več kot tri mesece, tri odstotki podjetij pa za več kot pol leta).

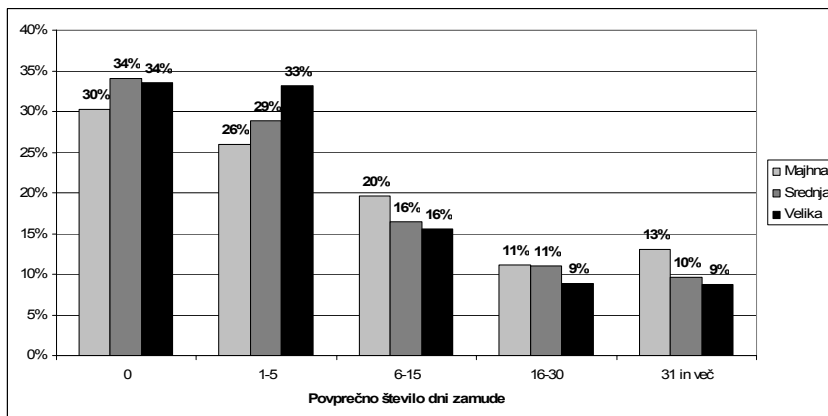
Slika 2: Delež podjetij glede na povprečno število dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev po letih



Vir: I d. o. o., 2007; Lastni izračuni.

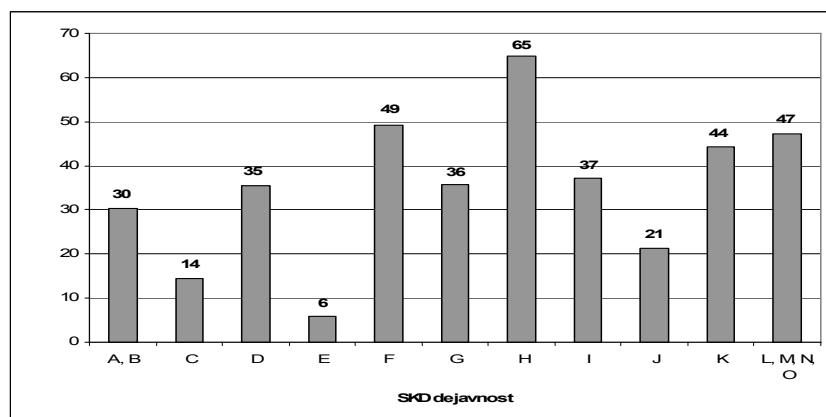
Slika 3 pa nazorno potrdi razmišljanje, da med majhnimi podjetji vlada večja stopnja plačilne nediscipline. Po drugi strani pa ni enoznačno jasno, da bi bila velika podjetja najbolj disciplinirana, prav srednje velika podjetja v veliko primerih kažejo večjo mero plačilne discipline kot velika.

Slika 3: Delež podjetij glede na povprečno število dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev glede na velikost podjetja med leti 2003 in 2006



Vir: I d. o. o., 2007; Lastni izračuni.

Slika 4: Povprečno število dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev glede na področje SKD klasifikacije dejavnosti



Vir: I d.o.o., 2007; Lastni izračuni.

Slika 4 kaže na razlike v zamudah pri plačilu obveznosti do dobaviteljev med različnimi panogami dejavnosti (za opredelitev panog po SKD glej Priloga 2). Največjo zamudo beležimo v panogi gostinstva (H), najmanjše pa pri oskrbi z električno energijo, plinom in vodo (E). Iz zgornjih ugotovitev lahko sklepamo, da je stanje na področju plačilne discipline v Sloveniji dokaj zaskrbljujoče.

3 Napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev

Finančna analiza podjetij je širok pojem in se uporablja v veliko različnih situacijah, vendar se večinoma pod tem pojmom razume »analizo finančnih posledic preteklih in/ali možnih prihodnjih poslovnih odločitev podjetja« (Mramor, 1999, str. 327). Z drugimi besedami lahko rečemo, da je finančna analiza tolmačenje in ocenjevanje računovodskih in finančnih informacij z namenom ugotavljanja značilnosti in perspektiv podjetja (Prusnik, 1999, str. 367). Finančno analizo podjetja lahko razdelimo na tradicionalno, kjer se naslanjamo predvsem na analizo finančnih kazalcev podjetja, ter na sodobno finančno analizo, ki tradicionalno nadgradi z jasno opredelitvijo cilja podjetja in v analizo vnese tudi opredelitev obsega in cene tveganja prihodnjih pričakovanih denarnih tokov.

Pri finančni analizi podjetja s strani dobaviteljev, se morajo le-ti večinoma zanašati na javno dostopne informacije iz letnih poročil. Zato je taka finančna analiza, s sodobnega vidika, bolj zahtevna in v večini primerov relativno draga, saj raziskovalci nimajo dostopa do veliko potrebnih informacij s strani podjetja. Kljub temu pa je analiza s finančnimi kazalniki ena od najpogostejše uporabljenih metod analize podjetij, z vidika lastniških in upniških naložb v podjetje (Valentinčič, 1999, str. 339). Tako uporabljena sodobna finančna analiza podjetja od zunaj je izpeljana iz tradicionalne analize, ob uporabi finančnih kazalcev, ki se jih uporablja kot indikatorje posameznih vidikov poslovanja podjetja (Mramor, 1999, str. 336). Za bolj poglobljeno sliko poslovanja podjetja, bi bilo bolje uporabiti bolj sistemske rešitve, v obliki medletnih poročil, prospektov, javnih sporočil podjetja, borznih informacij in napovedi

vodstva ter drugih nefinančnih virov (Prusnik, 1999, str. 368). Vendar se moramo, zaradi primerljivosti podatkov in statističnih obdelav, zadovoljiti s statističnimi podatki, ki imajo poenotene kategorije za vsa podjetja in jih na letni osnovi zbira Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (v nadaljevanju AJPES).

Napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev s pomočjo statističnih analiz napove ali bo obstoječi oziroma potencialni dolžnik poravnal ali ne svoj dolg, delno ali v celoti (Mester, 1997, str. 3). Pri določanju te verjetnosti se uporablja zgodovinske podatke in statistične metode, tako da se poskuša identificirati določene značilnosti drugih podjetij, ki kažejo na verjetno zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev.

V tem magistrskem delu bom napovedoval zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, preko povprečnega števila dni zamude pri plačilu zapadlih obveznosti do dobaviteljev. Taka opredelitev raziskovalnega problema zajema nastanek zamude pri plačilu, tako iz razlogov plačilne sposobnosti dolžnika (finančno stanje podjetja), kot iz vidika pripravljenosti plačila obveznosti oziroma poslovne morale dolžnika.

Problemi tovrstne analize se kažejo na več ravneh. Problematična je izbira kazalcev, saj preveliko število kazalcev zaradi multikolinearnosti¹ kvari model, premajhno pa pomeni, da lahko zanemarimo kakšno lastnost (Pahor, 1999, str. 358). Drugi problem je povezan z vrednotenjem kazalcev, ker so ti izračunani iz letnih poročil, ki so lahko zaradi različnih politik podjetja pristranska. Tretjič, še zlasti v Sloveniji je prisotna povezava med velikostjo podjetja in kakovostjo podatkov. Večja podjetja imajo bistveno boljše podatke kot manjša, oziroma pri manjših podjetjih je opaziti, da imajo izredno velike izredne prihodke in/ali odhodke.

3.1 Pregled modelov

Napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti od dobaviteljev se preučuje predvsem na podlagi podatkov iz letnih poročil, oziroma slike preteklega poslovanja podjetja (Knez-Riedl, 2000, str. 36). Pri tem pa se uporablja različne metode in modele, od katerih so eni bolj strokovno podkrepljeni, drugi pa bolj kvalitativno naravnani. Tovrstni modeli so lahko uporabljeni za različne namene. Uporabniku lahko služijo za, npr.: odobritev kredita, ocene bonitete, določanje cene kredita, vnaprejšnje opozarjanje na nevarnosti ter ravnanja s terjatvami (Caouette, Altman, Narayanan, 1998, str. 105).

Modele za napovedovanje zamude pri plačilu oziroma podobne lastnosti podjetij (npr. kreditne sposobnosti, plačilne sposobnosti, verjetnost stečaja itd.) je opisovalo že veliko

¹ Multikolinearnost je koncept, ki izraža razmerje med več spremenljivkami. Spremenljivke, ki so popolno povezane, imajo korelacijski koeficient enak 1 in spremenljivke, ki sploh niso povezane, imajo korelacijski koeficient enak 0 (Hair, Anderson, Tatham, 1987, str. 18).

avtorjev, ki so jih razdelili v različne skupine (Aziz, Dar, 2004; Diana, 2005; Fensterstock, 2003; Keasey, Watson, 1991; Košiček, 1998; Mester, 1997), prevladujejo pa predvsem štiri:

- modeli temelječi na sodbah ali pravilih,
- statistični modeli,
- inteligentni ekspertni modeli ter
- teoretični modeli.

Poleg zgornje razdelitve, pa lahko take modele ločimo na dve vrsti, glede na podatke uporabljene za njihovo modeliranje. To so *generični modeli* (narejeni s pomočjo podatkov o analiziranih podjetjih pridobljenih od drugih institucij – sekundarni podatki) ter *modeli po meri* (narejeni na podlagi podatkov analiziranega podjetja – primarni podatki) (Ryman-Tubb, 2000, str. 40). Po drugi strani pa lahko modele razdelimo tudi na: *finančne modele* (modeli, ki temeljijo na finančnih kazalcih podjetij, kot je logistična analiza itd.) ter *modeli trga* (temelječi na vrednosti podjetja, ki jo določa kapitalski trg, npr. Black-Sholes-Merton model – Moody's KMV model) (Berg, 2005, str. 3). V pričujočem magistrskem delu se bom osredotočil na generične finančne modele, ker bom uporabil finančne podatke zbrane s strani drugih institucij.²

Z različnimi modeli odločanja sicer ne moremo z gotovostjo napovedati zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev oziroma vedeti, da bo dolжник svoje obveznosti poravnal brez zamude. Lahko pa z veliko verjetnostjo napovemo, katero podjetje oziroma podjetje s kakšnimi značilnostmi bo verjetno zamudilo pri plačilu svojih obveznosti (Mester, 1997, str. 4). V nadaljevanju bom le na kratko opisal pomembnejše modele.³

3.1.1 Modeli temelječi na sodbah ali pravilih

Modeli temelječi na sodbah ali pravilih, napovedujejo zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, na podlagi nekih v naprej določenih pravil, oziroma postopkov, ki temeljijo na njihovih notranjih ali zunanjih izkušnjah (Fensterstock, 2003, str. 10). Te modele uporabljajo podjetja, ki nimajo izdelanih bolj formalnih modelov, ampak se zanašajo na subjektivne ocene, intuicijo in izkušnje njihovega ocenjevalca.

Ti modeli so najbolj enostavni in najbolj poceni za vpeljavo, vendar so veliko bolj podvrženi napakam in vplivu človeškega dejavnika. Zaradi enostavne vpeljave in razumevanja, so tudi široko poznani in uporabljeni v praksi. Po drugi strani pa imajo veliko negativnih lastnosti, kot so: uporabljene uteži so pristransko določene, učinek vsakega posameznega dejavnika ne more biti natančno določen, nemogoče je ugotoviti vir napak idr. (Fensterstock, 2005, str. 47).

² Ena od največjih slabosti uporabe podatkov iz letnih poročil je v tem, da taki podatki ne upoštevajo sprotnih dogajanj, predvsem nakazanih in zlasti nepričakovanih sprememb (Knez-Riedl, 2004, str. 163).

³ Več o tovrstnih modelih si lahko bralec prebere v: Aziz, Dar, 2004, Košiček, 1998 in Mester, 1997.

Pri uporabi modelov oziroma metod, ki temeljijo na sodbah ali pravilih, se uporablja splošno poznane podatke, kot so: zgodovina plačevanja stranke, reference bank in poslovnih partnerjev, bonitetne ocene, računovodski izkazi ter drugi finančni kazalniki (Fensterstock, 2005, str. 46). V literaturi se najde veliko različnih modelov, ki spadajo v to skupino, eden izmed njih je metoda štirih C-jev: *consistency* (doslednosti pri prošnjah in sodelovanju), *compliance* (uslužnost pri notranjem in zunanjem sodelovanju), *consultancy* (svetovanje pri sodelovanju z notranjimi poslovnimi partnerji) ter *creativity* (kreativnost pri uporabi podatkov za odkrivanje priložnosti in ocenjevanje vrednosti) (Balduino, 2002, str. 38). Naslednja je metoda petih C-jev: *capacity* (pravna in finančna zmožnost podjetja), *character* (ugled podjetja), *capital* (lastniški kapital), *collateral* (zastavna vrednost) ter *conditions* (prihodnji denarni tokovi) (Boot, 2002, str. 20).

3.1.2 Statistični modeli

Statistični modeli se primarno delijo na univariatne in multivariatne, slednji, pa se še nadalje delijo na model linearne verjetnosti, diskriminantno analizo, logistično ter probit regresijo. Statistične metode sta kot prva utemeljila Altman (1968) in Beaver (1966), slednji univariatne, prvi pa multivariatne metode.

Univariatna metoda je najbolj osnovna statistična metoda, saj jo sestavlja le analiza letnih poročil, preko računanja posameznih finančnih kazalcev. Pri tem se kazalce analizira posamezno, enega za drugim, kar pomeni, da se ne upošteva medsebojne odvisnosti med posameznimi kazalci. Z napovedovanjem verjetnosti stečaja s finančnimi kazalci, se je ukvarjal Beaver (1966), ki je primerjal 29 kazalcev za obdobje petih let, za neuspešna podjetja in kontrolno skupino uspešnih podjetij. Kazalec denarnega toka glede na celotne obveznosti se je izkazal, kot najbolj zanesljiv pri razvrščanju tako uspešnih, kot neuspešnih podjetij (Beaver, 1966, str. 101).

Namen **diskriminantne analize** je, da razvijemo model, ki bo na podlagi vnesenih spremenljivk (npr. finančni kazalci) za podjetja, ki jih želimo oceniti, podal neko vrednost, ki nam bo povedala v katero od vnaprej opredeljenih skupin to podjetje spada. To pomeni, da razvijemo tako diskriminantno funkcijo, ki maksimizira razmerje med variacijo med skupinami, proti variaciji znotraj skupin. Pri tem je potrebno predpostavljati, da so spremenljivke normalno porazdeljene in da so porazdelitve spremenljivk znotraj skupin enake (Berg, 2005, str. 5). Altman (1968) je bil prvi, ki je opisal in uporabil diskriminantno analizo za napovedovanje stečaja podjetij. Pred njim so vsi avtorji za tovrstne analize uporabljali univariatne modele. Tako je Altman z diskriminantno analizo definiral *Z-score model*⁴ in razvrstil podjetja v vnaprej določene kategorije uspešnih in neuspešnih podjetij.

⁴ Altman-ov Z-score model: $Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5$

Kjer so: X_1 – delovni kapital/celotna sredstva, X_2 – zadržani dobiček/celotna sredstva, X_3 – EBIT/celotna sredstva, X_4 – tržna vrednost kapitala/knjigovodska vrednost obveznosti, X_5 – prodaja/celotna sredstva (Altman, 1968, str. 594).

Model linearne verjetnosti predstavlja linearno funkcijo neodvisnih spremenljivk na podlagi preteklih izkušenj podjetja. Kot neodvisne spremenljivke uporabimo finančne kazalce, ki jim določimo relativno pomembnost, tako da jih razvrstimo po skupinah glede na Z (dve ali več skupin) (Mramor et al., 1998, str. 4). **Logistično regresijo** za podobne namene je prvi uporabil Ohlson (1980, str. 112), ki je model opredelil na sledeči način: »glede na to, da neko podjetje pripada točno določeni populaciji, kolikšna je verjetnost, da bo to podjetje neuspešno v nekem vnaprej določenem časovnem obdobju?«. Ta metoda prav tako analizira neodvisne spremenljivke in jim določi Z vrednost, le da za to uporabi logistično porazdelitev kumulativne verjetnosti. Vrednosti pretvori v verjetnost, da ima odvisna spremenljivka vrednost 1, in ta interval omeji na vrednosti med 0 in 1. Potrebno je samo še določiti mejno razvrstitveno vrednost, ki loči verjetnosti med skupinami v katere razvrščamo enote (npr. podjetja z ali brez zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev). **Probit oziroma normit regresija** pa je zelo podobna logistični regresiji, z enako porazdelitvijo verjetnosti med 0 in 1. Pomembna razlika med modeloma pa je le predpostavka, da kumulativna vrednost ni porazdeljena logistično, ampak normalno.

3.1.3 Inteligentni ekspertni modeli

Modeli te vrste so se začeli razvijati v petdesetih letih prejšnjega stoletja, ko so začeli razmišljati, da bi se lahko stroji naučili podobnega razmišljanja, kot to počnejo človeški možgani. Tako so začeli računalnike učiti in uporabljati inteligenco podobne človeški t.i. »umetna inteligenca«, ki je bila osnova za ekspertne modele (Aziz, Dar, 2004, str. 12). V okviru te skupine modelov so se razvili postopki kot so odločilna drevesa, odločanje od primera do primera, nevronske mreže ter genetični algoritmi.

Tovrstni modeli so osnovani na metodah, ki analizirajo pretekle podatke, in na podlagi tega so sposobni razvrstiti obstoječe ali potencialne enote v večje število različnih razredov (Fensterstock, 2003, str. 12). Nekatere prednosti teh modelov so, da imajo sposobnost identificiranja najpomembnejših karakteristik pomembnih za preučevani pojav, so bolj fleksibilni od statističnih metod, ker odnos med faktorji ni opredeljen vnaprej, upoštevajo tudi ne linearne odnose, napake se odkrivajo takoj, model pa se nadgradi (Fensterstock, 2005, str. 47). Na drugi strani pa so slabosti v tem, da ocenjevalci večinoma ne poznajo načinov delovanja tega modela, rezultat pa mora biti sprejet tak kot je in ga ni mogoče smiselno ovrednotiti.

Altman, Marco in Varetto (1994, str. 528) so analizirali preko 1000 različnih italijanskih podjetij, v obdobju med leti 1982-92, in so ugotovili, da se natančnost napovedi statističnih modelov in nevronske mreže med seboj ne razlikuje veliko. Prav tako so ugotovili, da nevronske mreže niso nujno boljše od statističnih modelov, ampak so predlagali uporabo obeh tehnik, še posebej za bolj kompleksne napovedi.

3.1.4 Teoretični modeli

Večina statističnih metod in inteligentnih ekspertnih modelov, se predvsem osredotoči na odkrivanje znakov in ne na vzroke. Prav teoretični modeli, pa se poskušajo spustiti na raven odkrivanja dejavnikov, ki povzročijo, da podjetje zamudi pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, na podlagi vnaprej določenih teoretičnih argumentov (Aziz, Dar, 2004, str. 18). Odkrivanje vzrokov se lahko naredi s pomočjo podrobne analize razmerij v bilanci stanja, teorije iger, spremljanja ravnanja s denarjem (angl. *cash management*), ali modeli kreditnega tveganja, opredeljenih v baselskih dogovorih.

4 Oblikovanje modela za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij

V sledečem poglavju so definirani modeli za napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij, opredeljen nabor uporabljenih podatkov, neodvisne in odvisne spremenljivke ter načini za ocenjevanje uspešnosti teh modelov.

4.1 Logistična regresija

V tem poglavju je opredeljena statistična metoda logistične regresije, kot temeljne statistične metode uporabljene v magistrski nalogi. Vendar pa namen magistrskega dela ni podrobno analiziranje statističnih metod, zato bodo te metode opisane le na kratko, z namenom lažjega razumevanja.⁵

4.1.1 Binarna logistična regresija

Binarna logistična regresija je del širšega sklopa posplošenih linearnih modelov (angl. *generalized linear models*), ki sta jih vpeljala Nelder in Wederburn leta 1972 (Agresti, 1990, str. 80). Za te modele je značilno, da so odvisne spremenljivke binarne, oziroma imajo le dve možni vrednosti, 0 ali 1 (z drugimi besedami lahko tudi »uspešno« in »neuspešno«). Za določitev logistične regresije ne uporabljamo metodo najmanjših kvadratov, kot pri večini linearnih regresij, ampak metodo največje verjetnosti (angl. *maximum likelihood*), ker logistična regresija ni linearni model. Ta metoda napove vrednosti neznanih parametrov, ki maksimizirajo verjetnost, da dobimo osnovne podatke (Kleinbaum, 1994, str. 110).⁶

Enačba (1) predstavlja logistično funkcijo (za eno neodvisno spremenljivko), oziroma kumulativno logistično porazdelitev, na podlagi katere, se oblikuje logit model (Gujarati, 2003, str. 595). Na podlagi neodvisnih spremenljivk regresija določi verjetnost, da je vrednost odvisne spremenljivke enaka 1, in to prikaže na intervalu med 0 in 1. Za določitev vrednosti

⁵ Več o statističnih metodah in njenih izpeljavah si lahko bralec prebere v Agresti, 1990, Fahrmeir, Tutz, 1994, str. 76, Gujarati, 2003, Hosmer, Lomeshow, 2000, Sharma, 1996 in Ryan, 1997.

⁶ Obravnavanje metode največje verjetnosti ni predmet tega magistrskega dela. Več o tem si lahko bralec prebere v Hosmer, Lomeshow, 2000 in drugih delih.

odvisne spremenljivke je le še potrebno določiti mejno vrednot, ki loči verjetnosti med skupinami v katere razvrščamo enote. Običajno se za mejno vrednost vzame 0,50, kar pomeni, da verjetnost večja ali enaka 0,50 pomeni vrednost neodvisne spremenljivke 1 ter mejna vrednost manjša od 0,50 pa vrednost neodvisne spremenljivke 0.

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{e^Z}{1 + e^Z}, \text{ kjer je } Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i \quad (1)$$

Za ocenjevanje primernosti prileganja (angl. *goodness-of-fit*) logistične regresije, se lahko uporabijo metode, glede na ocenjevanje prileganja med izračunanimi verjetnostmi in pogostostjo opazovanih vrednosti ali pa glede na sposobnost modela pravilnih napovedi vrednosti odvisne spremenljivke (Maddala, 1999, str. 38). Za ocenjevanje uspešnosti modela logistične regresije lahko uporabimo t.i. pseudo R^2 , ki je zelo podoben navadnemu determinacijskemu koeficientu (R^2).⁷ To pomeni, da večja kot je vrednost koeficienta večja je napovedovalna moč modela (Gujarati, 2003, str. 605). Vendar v tem primeru to merilo ne predstavlja prav najboljših ocen primernosti prilagajanja, saj je v večini primerov veliko manjše od 1 (Maddala, 1999, str. 40).

Za preverjanje statistične značilnosti modela uporabimo test razmerja verjetnosti (angl. *likelihood ratio test*), s pomočjo katerega testiramo ali so vsi koeficienti enaki nič (Kleinbaum, 1994, str. 131). Z α verjetnostjo zavrnemo ničelno domnevo in sklenemo, da je vsaj en koeficient različen od nič. Z Waldovim testom pa ugotavljamo statistično značilnost posameznih koeficientov spremenljivk, vključenih v model. Tako lahko, na podlagi statistično neznačilnega Waldovega testa⁸ določene spremenljivke, iz modela izločimo in na ta način model očistimo nepotrebnih in motečih spremenljivk. Doseči želimo situacijo, ki ima v modelu uporabljeno le nujno potrebno število spremenljivk, ker je tak model veliko bolj stabilen in se ga da lažje posplošiti (Hosmer, Lomeshow, 2000, str. 92). Nenazadnje pa moramo, pri vključevanju spremenljivk v model, upoštevati tudi njihovo pomensko relevantnost in jih v modelu pustiti tudi, če so statistično neznačilne.

⁷ Determinacijski koeficient (R^2) meri delež pojasnjene variance, ki izhaja iz povezave med odvisno in neodvisnimi spremenljivkami, v skupni varianci odvisne spremenljivke in zavzema vrednosti med nič in ena (Košmelj, 1998, str. 39). Definiran je kot pojasnjena vsota kvadratov (ESS) deljeno skupno vsoto kvadratov (TSS), ali pa kot ena minus kvocient med nepojasnjeno vsoto kvadratov (RSS) in skupno vsoto kvadratov (TSS).

V primeru pseudo determinacijskega koeficienta pa $\text{pseudo-}R^2 = \frac{1 - (L_\omega / L_\Omega)^{2/n}}{1 - (L_\omega / L_{\max})^{2/n}}$, kjer je L_Ω maksimum verjetnostne funkcije z vsemi vključenimi spremenljivkami, L_ω maksimum te funkcije z vključeno le konstanto ter $L_{\max}=1$ (Maddala, 1999, str. 40).

⁸ Pri linearni regresiji se t-test uporablja za ocenjevanje posameznih spremenljivk, ko imamo več spremenljivk v modelu, pri logistični regresiji pa se uporablja Waldov test, definiran kot $W = \hat{\beta}_i / s_{\hat{\beta}_i}$. Čeprav ima W podobno obliko kot t-test, le-ta nima t-porazdelitve, ampak je asimptotično normalno porazdeljen pri velikih vzorcih n (Ryan, 1997, str. 269).

Po drugi strani pa je v primeru logistične analize tudi primerno oceniti napovedovalno moč modela z deležem pravilno razvrščenih enot ter napake tipa I in II. Za oceno celotnega modela delimo število pravilno razvrščenih enot s številom vseh opazovanih enot in tako dobimo odstotek pravilno razvrščenih enot v obe skupini. Večji odstotek kaže na boljši model.

Kot pri vsaki regresiji imamo tudi pri logistični regresiji, problem multikolinearnosti med spremenljivkami. Le-ta predstavlja resen problem, saj lahko povzroči, da so predznaki koeficientov v modelu napačni, zato se raziskovalci tega v večini primerov želijo znebiti (Ryan, 1997, str. 131). Multikolinearnost je lahko problem, če regresijo uporabljamo za opisovanje podatkov, vendar za potrebe napovedovanja to ne predstavlja večjega problema (Gujarati, 2003, str. 369; Ryan, 1997, str. 137).

V logistični regresiji lahko uporabimo več različnih metod vključevanja spremenljivk v model. Poleg osnovne metode, ki v model vključi vse spremenljivke hkrati in jih v modelu tudi ohrani, poznamo še vključitev vnaprej (angl. *forward selection*), izločitev za nazaj (angl. *backward elimination*) ter postopno izbiro (angl. *stepwise selection*). Prva postopno vključuje spremenljivke v model glede na njihovo statistično značilnost do določene meje, druga, pa začne s polnim modelom in izločuje spremenljivke, ki niso statistično značilne, do določene meje (Agresti, 1990, str. 218). Postopna izbira pa je kombinacija obeh metod, saj postopoma vključuje in izključuje spremenljivke glede na njihovo statistično značilnost. Večina avtorjev podpira to metodo, saj lahko že vključene spremenljivke naknadno še izloči, ali že izločene ponovno vključi, in tako pridobi na boljšem prileganju modela pravim podatkom (Ryan, 1997, str. 223). V primeru logistične regresije se kot vključevalna ali izključevalna statistika uporablja Waldov test.

Za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, kjer je odvisna spremenljivka kvalitativne narave, neodvisne pa kvantitativne, bi se lahko odločil za več statističnih orodij, kot so logistična regresija, probit regresija ali diskriminantna analiza. V tem magistrskem delu sem se odločil za logistično regresijo iz več razlogov. Diskriminantna analiza je zelo občutljiva na predpostavko normalno porazdeljenih neodvisnih spremenljivk, logistična regresija pa je na to veliko manj občutljiva (Ryan, 1997, str. 261).⁹ Glede na to, da finančni kazalniki podjetij večinoma niso normalno porazdeljeni (bolj podrobno bom to obdelal v poglavju 4.4.2), je logistična regresija bolj primerna od diskriminantne analize. Probit in logit regresiji sta si zelo podobni, zaradi podobnosti normalne kumulativne porazdelitve in logaritemske porazdelitve z izjemo ekstremov, zato bi z obema metodama

⁹ Razlika izhaja iz tega, da se za diskriminantno analizo uporablja metoda najmanjših kvadratov za logistično regresijo pa metodo največje verjetnosti. Pri normalno porazdeljenih spremenljivkah je diskriminantna cenilka prava cenilka največje verjetnosti in zato bolj učinkovita od logit cenilke največje verjetnosti. Po drugi strani pa, v primeru, da spremenljivke niso normalno porazdeljene, diskriminantna cenilka ni konsistentna, logit cenilka največje verjetnosti pa je konsistentna in hkrati tudi bolj robustna (Maddala, 1999, str. 27).

morali dobiti podobne rezultate (Maddala, 1999, str. 23). Izbral pa sem raje logistično regresijo zato, ker je le-ta bolj razumljiva in matematično bolj enostavna. Zaradi lastnosti porazdelitve odvisne spremenljivke, oziroma povprečnega števila dni zamude pri plačilu, pa ni primerno uporabljati navadno linearno regresijo. Povprečno število dni zamude je porazdeljeno tako, da vrednost nič dni zamude (podjetje plačuje predčasno ali v roku) predstavlja največjo kategorijo, ostale vrednosti pa so izrazito asimetrično porazdeljene.

4.1.2 Ordinalna logistična regresija

Ordinalna logistična analiza je v osnovi zelo podobna navadni logistični analizi, le da za odvisne spremenljivke uporablja ordinalne spremenljivke.¹⁰ To pomeni, da v tem primeru odvisna spremenljivka zajema več možnih vrednosti (ne samo 0 in 1) ter da so ti razredi med seboj primerljivi oziroma jih je mogoče urejati.

Ordinalna logistična regresija izhaja iz modela, kjer regresijski koeficienti primerjajo kategorijo $Y=k$ z neko osnovno kategorijo, ki je lahko $Y=0$. Vendar moramo, v primeru ordinalnih odvisnih spremenljivk, šele izbrati s katero kategorijo bomo izsledke primerjati in za to imamo tri različne metode: metoda sosednjih kategorij, metoda trajnega razmerja ter metoda sorazmernih verjetnosti (Agresti, 1990, str. 318; Hosmer, Lomeshow, 2000, str. 289). Glede na to, da statistično programsko orodje STATA, ki ga uporabljam za pripravo magistrske naloge, uporablja slednjo metodo, se bom v nadaljevanju osredotočil le na to.

Model je prikazan v enačbi (2), kjer primerjamo verjetnost enakega ali manjšega odgovora ($Y \leq k$) z verjetnostjo večjega odgovora ($Y > k$), za vse $k = 0, 1, \dots, K-1$ (Agresti, 1990, str. 321; Fahrmeir, Tutz, 1994, str. 76; Hosmer, Lomeshow, 2000, str. 291).

$$\begin{aligned} c_k(x) &= \ln \left[\frac{P(Y \leq k|x)}{P(Y > k|x)} \right] \\ &= \ln \left[\frac{\phi_0(x) + \phi_1(x) + \dots + \phi_k(x)}{\phi_{k+1}(x) + \phi_{k+2}(x) + \dots + \phi_K(x)} \right] \end{aligned} \quad (2)$$

Pri ordinalni logistični regresiji je vrednost odvisne spremenljivke ocenjena kot linearna funkcija neodvisnih spremenljivk in nabora mejnih vrednosti (Stata base reference manual, 2005, str. 594). Verjetnost, da opazovana enota zajema vrednost odvisne spremenljivke i je enaka verjetnosti, da je ocenjena linearna funkcija plus naključna napaka znotraj mejnih vrednosti, ocenjenih za to vrednost odvisne spremenljivke. Izračun je prikazan v enačbi (3).

¹⁰ Ordinalne spremenljivke je mogoče medsebojno urejati na način, da imajo nekatere prednost pred drugimi. Z drugimi besedami to pomeni, da lastnosti teh spremenljivk omogočajo vsaj ureditev po velikosti, ni pa smiselno računati razliko med vrednostma spremenljivke ali računati razmerje med takima spremenljivkama (Košmelj, Rován, 2000, str. 19). Take spremenljivke so npr.: kvalifikacije, ocena izgleda, bonitetna ocena itd.

$$\Pr(\text{vrednost}_j = i) = \Pr(\kappa_{i-1} < \beta_1 x_{1j} + \beta_2 x_{2j} + \dots + \beta_k x_{kj} + u_j \leq \kappa_i) \quad (3)$$

kjer se za u_j predvideva, da je logistično porazdeljen. S pomočjo ordinalne logistične regresije ocenimo koeficiente $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ in mejne vrednosti $\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_{I-1}$, kjer je I število možnih vrednosti odvisne spremenljivke (κ_0 je $-\infty$, κ_I pa $+\infty$). Vse to pa je neposredna posplošitev binarne logistične regresije.

Če je napovedana vrednost ordinalne logistične regresije $S_j = \beta_1 x_{1j} + \beta_2 x_{2j} + \dots + \beta_k x_{kj}$, je napoved vrednosti odvisne spremenljivke verjetnost, da $S_j + u_j$ leži med mejnima vrednostma tega razreda. Praktični izračun verjetnosti vrednosti odvisne spremenljivke je prikazan v enačbah (4), (5) in (6).

$$\Pr(S_j + u_j < \kappa) = 1/(1 + e^{S_j - \kappa}) \quad (4)$$

$$\Pr(S_j + u_j > \kappa) = 1 - 1/(1 + e^{S_j - \kappa}) \quad (5)$$

$$\Pr(\kappa_1 < S_j + u_j < \kappa_2) = 1/(1 + e^{S_j - \kappa_2}) - 1/(1 + e^{S_j - \kappa_1}) \quad (6)$$

4.2 Faktorska analiza

To poglavje zajema opredelitev statistične metode faktorske analize, njen namen, opis ter uporabo. Poglavje, poleg faktorske analize, prav tako zajema način in namen izbora nadomestnih spremenljivk. Vendar pa, namen magistrskega dela ni podrobno analizirati in izpeljevati faktorske analize, zato bodo te metode le na kratko opisane za lažje razumevanje.¹¹

Faktorska analiza je multivariatna statistična metoda, s pomočjo katere poskušamo predstaviti spremenljivke $y_1, y_2, \dots, y_p$ kot linearno kombinacijo nekaj naključnih spremenljivk $f_1, f_2, \dots, f_m$ ($m < p$), imenovanih faktorji. Ti faktorji so konstrukti ali prikrite spremenljivke, ki generirajo spremenljivke y (Rencher, 1995, str. 445). To pomeni, da želimo, če je to možno, razložiti soodvisnost med večjim številom spremenljivk, z manjšim številom pripadajočih naključnih faktorjev (Johnson, Wichern, 1998, str. 514). Slednje si lahko razlagamo na sledeči način; predvidevamo, da se lahko spremenljivke grupira glede na njihove korelacije, kar pomeni, da imajo spremenljivke visoko stopnjo korelacije med njimi, znotraj skupin, in majhno korelacijo s spremenljivkami med skupinami. Glede na to, pa lahko sklepamo, da je možno vsako skupino predstaviti z nekim pripadajočim konstruktom (tj. faktorjem), ki je odgovoren za večino korelacij med spremenljivkami znotraj skupine.

V primeru pričujočega magistrskega dela, predstavljajo spremenljivke y finančne kazalce za vsako podjetje, ki bi jih želel predstaviti z manjšim številom novih, bolj kompleksnih dimenzij (faktorji) in čim manjšo izgubo informacije. To pomeni, da so osnovni nameni faktorske analize, sledeči: (1) identificirati nove prikrite dimenzije v populaciji z velikim

¹¹ Več o faktorski analizi in njeni izpeljavi si lahko bralec prebere v: Gujarati, 2003, Hair, Anderson, Tatham, 1987, Johnson, Wichern, 1998 in Sharma, 1996.

številom spremenljivk; (2) razviti metodo združevanja velikih populacij v različne skupine; (3) identificirati primerne spremenljivke za nadaljnje analize (t.i. nadomestne spremenljivke); ter (4) ustvariti popolnoma nov nabor spremenljivk, ki bodo delno ali v celoti zamenjale osnovne spremenljivke v nadaljnjih analizah (Hair, Anderson, Tatham, 1987, str. 235).

Najbolj uporabljeni tehniki faktorske analize sta *Principal Components Factoring* (PCA) in *Principal Axis Factoring* (PAF). V magistrskem delu bom uporabil PAF, ker jo priporoča statistična literatura (Sharma, 1996, str. 108). Pri izbiri števila faktorjev, ki so potrebni za razlago korelacije med spremenljivkami in z željo izgubiti čim manj informacije, se je razvilo veliko pravil, vendar nobeno ni absolutno najboljše. Uporabil bom predvsem grafično metodo z diagramom lastnih vrednosti in deleža pojasnjene variance, zato da bi izgubil čim manj informacij.

Zelo pomemben vidik faktorske analize je smiselna interpretacija posameznih faktorjev, na način, da ocenimo uteži spremenljivk na posamezne faktorje. Čeprav je to zelo subjektivno, je ključnega pomena za nadaljnjo analizo. S pomočjo rotacije raziskovalec pridobi boljši pogled na strukturo faktorjev, ker mu pomaga pri interpretaciji faktorske rešitve. Poznamo več vrst rotacij, na eni strani pravokotne rotacije, med katere spadajo varimax, quartimax in eqimax rotacija ter na drugi poševnokotne rotacije (faktorske osi ne ostanejo pravokotne ena na drugo)¹² (Rencher, 1995, str. 468-476). V magistrskem delu bom uporabil varimax rotacijo, ker skuša slednja otežiti vsako spremenljivko zelo visoko na en faktor in hkrati zelo nizko na vse ostale. To poenostavi interpretacijo faktorjev.

Vrednost faktorja (angl. *factor score*) je definirana, kot ocena pripadajočega faktorja za vsako opazovano enoto, $f_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{im})'$, $i = 1, 2, \dots, n$. Te vrednosti se lahko pozneje uporabljajo za opazovanje obnašanja enot v luči njihovih faktorjev ali pa kot vhodni podatki za nadaljnje analize (Rencher, 1995, str. 476). Pri tem lahko nadomeščajo del ali celotne originalne podatke, uporabljene za izračun faktorjev. Prav zaradi teh lastnosti in velike mere subjektivnosti lahko pri analizi v statistični literaturi zasledimo, da ima faktorska analiza še vedno velik pridih umetnosti (Johnson, Wichern, 1998, str. 557).

Faktorska analiza se prav tako lahko uporabi za identifikacijo nadomestnih spremenljivk (angl. *surrogate variables*), ki bi lahko služile za uporabo v nadaljnjih analizah, kot predstavniki celotnega nabora originalnih spremenljivk (Hair, Anderson, Tatham, 1987, str. 258). Nadomestne spremenljivke lahko identificiramo tako, da za vsak faktor, ki zadošča izbirnemu kriteriju, izberemo tisto spremenljivko, ki ima največjo utež na tem faktorju in hkrati najmanjšo na ostalih faktorjih. Tako izbrane spremenljivke lahko razumemo, kot

¹² Pravokotne rotacije so primerne za podatke, za katere se lahko predvideva, da so njihovi skupni faktorji neodvisni en od drugega. Poševnokotne pa rotirajo osi tako, da le-te preidejo neposredno skozi skupine spremenljivk in niso več pravokotne ena na drugo. S pomočjo poševnokotne rotacije želimo izraziti spremenljivke s še manjšim številom faktorjev, po možnosti s samo enim (Johnson, Wichern, 1998, str. 549).

predstavnice vsakega faktorja in jih uporabimo v nadaljnjih analizah. S pomočjo te metode smo zmanjšali število opazovanih spremenljivk in odpravili določeno stopnjo multikolinearnosti med spremenljivkami. Nenazadnje pa je potrebno dodati, da je to metodo mogoče uporabiti le pri pravokotni rotaciji faktorskih osi.

V pričujočem magistrskem delu bom faktorsko analizo uporabil za identificiranje faktorjev in njihovih vrednosti ter za iskanje nadomestnih spremenljivk. Nadaljnje analize bom osnoval na podlagi obeh metod krčenja podatkov, v nadaljevanju bom uporabil tisto, ki bo na koncu pripeljala do najbolj zadovoljivega modela.

4.3 Izbor preučevanih gospodarskih družb

Iz celotne populacije slovenskih gospodarskih družb je bilo, med leti 2002 in 2005, potrebno izločiti tista podjetja, ki niso primerna za model napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Čeprav lahko s pomočjo statističnih metod, s precej visoko stopnjo zanesljivosti, napovemo zamudo pri plačilu podjetij (okrog 80 %), je največja pomanjkljivost za zanesljivost modela, zagotavljanje številčnosti in zanesljivosti informacij (Verbovšek, 1999, str. 391). Če ni mogoče zagotoviti dovolj velikega in homogenega vzorca podjetij, je tako napovedovanje nezanesljivo. V magistrskem delu se soočam predvsem s problemom zanesljivosti informacij in oblikovanjem homogenega vzorca podjetij, ker velikost vzorca ni problematična. Za zagotavljanje zanesljivosti informacij in homogenosti, sem uporabil naslednje metode izbora podjetij v vzorec.

Gospodarska družba je morala zadostiti slednjim kriterijem, da se je lahko uvrstila med podjetja primerna za empirično analizo:

1. v proučevanem obdobju je morala imeti vsaj pet zaposlenih,
2. njihova osnovna sredstva, v proučevanem obdobju, so morala biti večja od nič,
3. njihov kapital, v proučevanem obdobju, je moral biti večji od nič,
4. nobena od kategorij iz letnih poročil, ni smela biti manjkajoča vrednost (angl. *missing value*), ter
5. noben od izračunanih kazalcev (definirani v nadaljevanju, Tabela 3 na strani 26), ni smel biti manjkajoča vrednost.

Na ta način se je vzorec podjetij uporabljenih v analizi močno skrčil, ampak ocenjujem, da je zaradi množice nezanesljivih podatkov veliko bolj primeren. To sicer pomeni, da podjetja, ki niso zajeta v vzorec ne vplivajo na analizo, oziroma bi lahko njihova zamuda pri plačilu potencialno močno vplivala na izid oblikovanih modelov. Zaradi velike razlike v kvaliteti podatkov med majhnimi in večjimi podjetji v Sloveniji, je smiselno, izločiti zelo majhna podjetja, saj so njihovi podatki zelo vprašljivi (Pahor, 1999, str. 359). Izločena podjetja, bi sicer lahko prinesla dodatno informacijo glede zamude pri plačilu, vendar bi po drugi strani, zaradi nezanesljivih podatkov, kvarila kvaliteto modelov.

Vzorec slovenskih gospodarskih družb je bil oblikovan na podlagi zgoraj omenjenih izločitvenih kriterijev, dodatno pa so bile iz vzorca izločene družbe, za katere podjetje I d. o. o. ni imelo podatka za plačilni ključ. Tabela 1 prikazuje število vseh gospodarskih družb, ki so v Sloveniji poslovale v posameznih letih od 2002 do 2005 ter število tistih gospodarskih družb, ki so bile izbrana za model napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Vseh enot v uporabljenem vzorcu je 22.042.

Tabela 1: Število vseh gospodarskih družb v Sloveniji in tistih izbranih v vzorec za analizo plačilne sposobnosti podjetij v letih od 2002 do 2005

Leto	Št. vseh gospodarskih družb	Št. gospodarskih družb izbranih za analizo
2002	38.051	5.245
2003	39.835	5.415
2004	42.030	5.640
2005	43.711	5.742

Vir: AJPES, 2006; Lastni izračuni.

4.4 Izbior in definicija neodvisnih spremenljivk

Za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij, bom uporabil podatke iz letnih poročil slovenskih gospodarskih družb, med leti 2001 in 2005, ki jih zbira Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (v nadaljevanju AJPES).¹³ AJPES zbira in obdeluje podatke iz letnih poročil, za zagotovitev javnosti podatkov ter za statistične, informativno - analitične in raziskovalne namene (za državno statistiko) (AJPES, 2006). Letna poročila jim gospodarske družbe posredujejo enkrat letno, in sicer tri mesece po koncu poslovnega leta, na določenih obrazcih, ki so priloga Metodološkega navodila za predložitev letnih poročil in drugih podatkov gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov posameznikov (2005).

Podatki iz bilance stanja so osnovani na obrazcih iz priloge 2a, zgoraj omenjenega metodološkega navodila, podatki iz izkaza poslovnega izida pa iz priloge 2b. Vsak vnos v bazo podatkov je označen z zapisom po AOP,¹⁴ ki enolično določa kategorijo iz obeh obrazcev. Na podlagi podatkov iz obeh izkazov letnih poročil so izračunani finančni kazalci podjetij, ki služijo kot vhodni podatki v model.

Tabela 2 prikazuje nekatere splošno poznane kategorije, definirane iz letnih poročil slovenskih podjetij. Te kategorije so posebej definirane zato, da nam olajšajo definicijo kazalcev. Opredeljene so z AOP označbami, ki jih uporablja AJPES, za obdelavo podatkov iz

¹³ AJPES je organizacija, ki je pooblaščen za obdelovanje in objavljane podatkov iz letnih poročil od leta 2002, na podlagi Sklepa o ustanovitvi Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (2002) ter Zakona o plačilnem prometu (iz leta 2002 in poznejšimi popravki).

¹⁴ Avtomatska obdelava podatkov (Kompara, 2006).

letnih poročil podjetij. S pomočjo teh kategorij so zapisani tudi kazalci v nadaljevanju, kjer je na mestu AOP oznak, kakšna izmed teh kategorij.

Tabela 2: Definicija nekaterih finančnih kategorij za pomoč pri računanju kazalcev

Oznaka	Definicija	Zapis z oznako za AOP
TR	Prihodki	090+099+100+101+127+154
TC	Odhodki	103+141+157
NI	Čisti dobiček	167-168
S	Prodaja	090+099+100+101
CIn	Stroški zalog	103+(098-097)
EBIT	EBIT	125-126
GP	Kosmati dobiček	TR-104
W	Povprečno število zaposlenih	169/100
RE	Zadržani dobiček	055+060-061+062-063+064
AP	Obveznosti do dobaviteljev	078+079+080+081
NI2	Čisti dobiček z izločenimi izrednimi prihodki in odhodki	167-168-154+157
EBIT2	Dobiček iz poslovanja z izločenimi izrednimi prihodki in odhodki	125-126-154+157

Vir: Mramor et al., 1998, str. 19; Lastna obdelava.

4.4.1 Definicija obravnavanih finančnih kazalcev

Finančni kazalci prikazujejo osnovne karakteristike podjetij in primerjajo razmerja med tveganjem in donosom podjetij neodvisno od njihove velikosti (White, Sondhi, Fried, 2003, str. 111). Prav tako, nam lahko prikažejo opis podjetja v smislu njegovih ekonomskih lastnosti in konkurenčnih prednosti, olajšajo pa primerjavo med podjetji, saj odpravijo nesorazmerja v velikosti med podjetji.

Po njihovi opredelitvi lahko kazalce definiramo kot razmerje med katerokoli kategorijo iz letnih poročil, edina omejitev je domišljija (Helfert, 2000, str. 82). Vendar pa je velika ovira pri uporabi finančnih kazalcev njihova lastnost, da temeljijo na preteklih izkazih, kar omejuje njihovo napovedovalno moč za prihodnost. Računovodski kazalci se računajo izključno na podlagi računovodskih podatkov in so del finančnih kazalcev, ki se jih računa zato, da pridobimo informacije o vplivu poslovnih odločitev na skupno učinkovitost, uspešnost in stabilnost poslovanja podjetja (Mramor, 1999, str. 330).

Tabela 3 prikazuje definicijo kazalcev, ki jih bom uporabil za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Kazalci so opredeljeni z imenom, opisom ter njihovim izračunom, na podlagi zapisa z AOP. Kazalci so izbrani in definirani na podlagi številne domače in tuje literature s tega področja. S pomočjo literature sem jim določil skupino v katero sodijo, njihovo oznako pa sem določil sam, izključno za potrebe lažje statistične obdelave s programom STATA.

Tabela 3: Definicija in prikaz izračunov finančnih kazalcev

Oznaka	Ime	Opis	Skup. ^a	Zapis z AOP ^b
CFTA	Delež denarnega toka v sredstvih	denarni tok / sredstva	CF	$(NI+121)/001$
CFTR	Delež denarnega toka iz poslovanja v prihodkih	denarni tok / prihodki	CF	$(NI+121)/TR$
CFD	Denarni tok v primerjavi z dolgovi	denarni tok / dolg	CF	$(NI+121)/(067+068+082)$
CFCap	Denarni tok v primerjavi s kapitalom	denarni tok / kapital	CF	$(NI+121)/050$
ROE	Dobičkonosnost kapitala	čisti dobiček / kapital	D	$NI/050$
ROA	Dobičkonosnost sredstev	čisti dobiček / sredstva	D	$NI/001$
NITR	Čista dobičkonosnost prihodka	čisti dobiček / prihodki	D	$(167-168)/TR$
NIS	Čista dobičkonosnost prodaje	čisti dobiček / prodaja	D	NI/S
NICap	Dobičkonosnost osnovnega kapitala	čisti dobiček / osnovni kapital	D	$NI/052$
NICLR	Dobičkonosnost kapitala in dolgoročnih obveznosti do virov sredstev	čisti dobiček / osnovni kapital in dolgoročne obveznosti do virov sredstev	D	$NI/(050+067+069+082)$
EbitS	Dobičkonosnost prodaje	dobiček iz poslovanja / prodaja	D	$EBIT/S$
GPS	Kosmata dobičkonosnost prihodkov	kosmati dobiček / prodaja	D	GP/S
EbitTA	Dobiček iz poslovanja v celotnih sredstvih	dobiček iz poslovanja / sredstva	D	$EBIT/001$
EbitNI	Delež dobička iz poslovanja v čistem dobičku	dobiček iz poslovanja / čisti dobiček	D	$EBIT/NI$
K1		(kosmati dobiček-dobiček iz poslovanja) / prihodki	D	$(GP-EBIT)/TR$
K2		(dobiček iz poslovanja-popravljen čisti dobiček) / prihodki	D	$(EBIT-NI2)/TR$
K3	Popravljen čista dobičkonosnost prodaje	(prodaja- popravljen čisti dobiček) / prihodki	D	$(S-NI2)/TR$
K4		(popravljen dobiček iz poslovanja-popravljen čisti dobiček) / prihodki	D	$(EBIT2-NI2)/TR$
CGosp	Celotna gospodarnost	prihodki / odhodki	D	TR/TC
BGosp	Gospodarnost poslovanja	prihodki iz poslovanja / odhodki iz poslovanja	D	102/103
FGosp	Prihodki in odhodki od financiranja	prih. od fin. / odh. od fin.	D	127/141
CR	Kratkoročni koeficient	kratkoročna sredstva / kratkoročne obveznosti	L	$(022-030)/(075+082)$
QR	Hitri koeficient	(kratkoročna sredstva-zaloge) / kratkoročne obveznosti	L	$(022-023-030)/(075+082)$
QQR	Quick Quick Ratio	denar / kratkoročne obveznosti	L	$046/(075+082)$
DSO	Doba vezave terjatev do kupcev	povprečne poslovne terjatve / dnevna prodaja	O	$360 \times p029/S$

Oznaka	Ime	Opis	Skup. ^a	Zapis z AOP ^b
DP	Doba vezave obveznosti do dobaviteljev	povprečne obveznosti do dobaviteljev / stroški blaga, materiala in storitev	O	360×(p078+p081)/104
DIn	Doba vezave zalog	povprečne zaloge / dnevni stroški zalog	O	360×p023/CIn
DPDSO	Razlika v dnevih med plačilom dobaviteljem in prejemom plačila strank	Doba vezave obveznosti do dobaviteljev - Doba vezave terjatev do kupcev	O	DP-DSO
STA	Obračanje sredstev	prihodki od prodaje / povprečna celotna sredstva	O	S/p001
SFA	Obračanje osnovnih sredstev	prihodki od prodaje / povprečna stalna sredstva	O	S/p002
SIn	Koeficient obračanja zalog	prihodki od prodaje / zaloge	O	S/p023
SAR	Koeficient obračanja terjatev do kupcev	prihodki od prodaje / terjatve do kupcev	O	S/p029
SCA	Koeficient obračanja obratnih sredstev	prihodki od prodaje / (gibliva sredstva – kratkor. fin. naložbe)	O	S/(022-041)
NIW	Čisti dobiček na zaposlenega	čisti dobiček / povpr. št. zaposlenih	P	NI/W
NIWa	Čisti dobiček na stroške dela	čisti dobiček / stroški dela	P	NI/115
EbitW	Dobiček iz poslovanja na zap.	dobiček iz poslovanja / povpr. št. zaposlenih	P	EBIT/W
EbitWa	Dobiček iz poslovanja na stroške dela	dobiček iz poslovanja / stroški dela	P	EBIT/115
TRW	Prihodki na zaposlenega	prihodki / povp. št. zap.	P	TR/W
SW	Prodaja na zaposlenega	prodaja / povprečno št. zaposlenih	P	S/W
TAW	Sredstva na zap.	stalna sredstva / povp. št. zap.	P	p001/W
FAW	Tehnična opremljenost dela	opredmetena osnovna sredstva / povp. št. zap.	P	p009/W
CwW	Stroški dela na zaposlenega	str. dela / povpr. število zaposlenih	P	115/W
WaW	Plače na zaposlenega - v tisočih	stroški plač / povpr. število zaposlenih	P	116/W
VAW	DV na zaposlenega - v tisočih	dodana vred. / povp. število zaposlenih	P	(102-104-124)/W
SExp	Delež prodaje na tujih trgih	čisti prih. iz prodaje na tuj. trgih / prihodki	P	(095+096)/TR
DiC	Delež amortizacije	amortizacija/ odhodki	P	121/TC
WaiC	Delež stroškov dela	stroški dela/odhodki	P	115/TC
MATA	Delež opredmetenih osnov. sred.	opr. osn. sred. / sredstva	PF	009/001
CATA	Delež obratnih sredstev v sredstvih	(gibliva sredstva-kratkoročne finančne naložbe) / sredstva	PF	(022-041)/001
SRTA	Delež kratkoročnih sredstev v sredstvih	kratkor. sredstva / celotna sredstva	PF	(022-030+047)/001

Oznaka	Ime	Opis	Skup. ^a	Zapis z AOP ^b
WCTA	Čista delovna sredstva v celotnih sredstvih	(gibliva sredstva - kratkor. posl. obveznosti) / sredstva	PF	(022-075)/001
InvTA	Delež zalog v sredstvih	zaloge / sredstva	PF	023/001
FInTA	Finančne naložbe v sredstvih	dolg. in krat. finančne naložbe / sredstva	PF	(017+041)/001
CapA	Kapitalska pokritost stalnih sredstev	kapital / stalna sredstva	PF	050/002
CapL	Delež kapitala v financiranju	kapital / obveznosti do virov sredstev	PF	050/049
Cap	Delež osnovnega kapitala v kapitalu	osnovni kapital / celotni kapital	PF	052/050
SRF	Delež kratkoročnega financiranja	kratkor. obveznosti / obveznosti do virov sredstev	PF	075/049
DL	Koeficient zadolženosti	dolgi / obveznosti do virov sred.	PF	(067+068+082)/049
NetDL	Delež neto dolga	neto dolg / obveznosti do virov sredstev	PF	067+068+082-017-029-041-046/049
TACap	Finančna neodvisnost	sredstva / kapital	PF	001/050
ARTR	Poslovne terjatve v prihodkih	terjatve / prihodki	PF	029/TR
APTR	Obveznosti do dobaviteljev v prihodkih	obveznosti do dobaviteljev / prihodki	PF	AP/TR
CACL	Razmerje kratkoročnih poslovnih terjatev in obveznosti	kratkor. poslovne terjatve / kratkor. posl. obveznosti	PF	035/AP
TIE	Pokritost obresti	dobiček iz prodaje / odhodki od obresti	PF	EBIT/146
TRate	Dejanska davčna stopnja dobička	davek/ celotni dobiček		166/164 ali 166/165, če 164=0
VelTR	Obseg prodaje	skupni prihodki od prodaje	V	ln(TR)
VelW	Velikost podjetja glede na število zaposlenih	povprečno število zaposlenih	V	ln(W)
Vel1 in Vel2	Velikost družbe glede na 52. člen ZGD	majhno podjetje: Vel1=0, Vel2=0 srednje podjetje: Vel1=1, Vel2=0 veliko podjetje: Vel1=0, Vel2=1		

Opombi:

^a Skupine kazalcev: CF – denarni tok; D – donosnost; L – likvidnost; O – obračanje; P – produktivnost; PF – premoženjsko-finančno stanje; V – velikost podjetja.

^b p – pred oznako za AOP, pomeni povprečno vrednost tistega kazalca za tekoče leto, ki se izračuna kot seštevek vrednosti za preteklo in tekoče leto, deljeno z dva.

Vir: Altman, 1968; Brigham, Daves, 2004; Helfert, 2000; Higgins, 1992; Kavčič, Slapničar, 2004; Knez-Riedl, 2000; Mramor et al., 1998; Turk, 1996; Valentinčič, 1999; Walton, 2000; White, Sondhi, Fried, 2003; Metodološko navodilo za predložitev letnih poročil in drugih podatkov gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov posameznikov, Priloga 2a in 2b, 2005; Lastno delo.

V nadaljevanju bom le na kratko predstavil skupine definiranih kazalcev. Vsakega kazalca posebej ne bom pojasnjeval, ker lahko razlage najdemo v ustrezni finančni literaturi. Skupine kazalcev so opredeljene s pomočjo strokovne literature iz tega področja. Kazalci **denarnega**

toka podjetja kažejo na njegovo sposobnost ustvarjanja denarnih tokov, v razmerju do drugih kategorij. Denarni tok je bolj primerna kategorija za opazovanje, kot čisti dobiček v odnosu do zamude pri plačilu. Kazalci **donosnosti** podjetja kažejo na uspešnost poslovanja podjetja. Na nek način združijo učinke likvidnosti, ravnanja s sredstvi in obveznosti do virov sredstev (Brigham, Daves, 2004, str. 238). Donosnost podjetja je izjemnega pomena za napovedovanje zamude pri plačilu, saj bo lahko samo donosno podjetje ustvarilo dovolj velika likvidna sredstva za izvajanje pravočasnih plačil.

Kazalci **likvidnosti** kažejo na kategorije poslovnih izkazov, ki zajemajo likvidna sredstva podjetja. To so sredstva, ki se jih lahko hitro pretvori v denar in z njimi poravnava obveznosti podjetja (Brigham, Daves, 2004, str. 231). Ta skupina kazalcev kaže, da je podjetje sposobno poravnati svoje obveznosti. Naslednja skupina kazalcev meri učinkovitost **obračanja** s sredstvi podjetja. Ti kazalci kažejo primernost višine različnih prikazanih sredstev glede na višino prodaje (Brigham, Daves, 2004, str. 233). Če ima podjetje previsoke stopnje sredstev bo to zmanjševalo njegove proste denarne tokove, če pa so sredstva prenizka bo podjetje izgubljalo prodajo. To pomeni, da ta skupina kazalcev prikazuje razmerje med poslovno aktivnostjo podjetja ter višino sredstev potrebnih za doseganje te stopnje aktivnosti (White, Sondhi, Fried, 2003, str. 119).

Kazalci **produktivnosti** kažejo na stroškovno učinkovitost podjetja, predvsem gledano s strani zaposlenih oziroma stroškov dela. V kategorijo **premoženjsko-finančnih** kazalcev, pa spadajo tisti, ki kažejo razmerje med kategorijami sredstev oziroma premoženja podjetja, ter med kategorijami različnih obveznosti do virov sredstev podjetja. Deleži različnih vrst sredstev podjetja kažejo na to, kako je podjetje opremljeno s sredstvi in kje ima možne vire likvidnih sredstev za poravnavo obveznosti v primeru finančnih težav. Po drugi strani, pa je kapitalska slika ter struktura obveznosti do virov sredstev podjetja pomembna za oceno njegovega dolgoročnega tveganja in možnosti za uspeh (White, Sondhi, Fried, 2003, str. 130).

V analizo sem vpeljal tri oblike kazalcev **velikosti podjetja**. Vsak kazalec uporablja določen vidik podjetja s katerim je možno meriti velikost, saj ima velikost podjetja pomemben vpliv na njegovo zamudo pri plačilu, lastnost ostalih kazalcev pa je, da je iz njih izločen vpliv velikosti podjetja. Dva izmed teh kazalcev (*VelW* in *VelTR*) merita velikost s pomočjo ene izmed kategorij letnih poročil podjetij. Oba sta transformirana s pomočjo naravnega logaritma, da dobimo bolj zvezno obnašanje kazalcev.

Tretji izmed kazalcev velikosti podjetja pa je definiran s strani Zakona o gospodarskih družbah (ZGD), ki podjetja v Sloveniji razdeli v tri velikostne razrede (Priloga 1 prikazuje določitev velikosti podjetja po ZGD). Velikost 1 opredeljuje majhna podjetja, 2 srednja podjetja ter 3 velika podjetja. Ker pri uporabi logistične regresije ni primerna uporaba

nominalnih diskretnih spremenljivk, jih je potrebno pretvoriti v serijo nepravih spremenljivk¹⁵ (Hosmer, Lomeshow, 2000, str. 32). Na podlagi tega je bilo potrebno pretvoriti spremenljivko velikosti podjetja definirano po ZGD. Pretvorjena je bila v dve spremenljivki *Vel1* in *Vel2*, ki imata, v primeru majhnega podjetja, obe vrednosti 0. V primeru srednjega podjetja ima *Vel1* vrednost 1, *Vel2* pa 0 ter v primeru velikega podjetja ima *Vel1* vrednost 0, *Vel2* pa vrednost 1. Na ta način smo eno spremenljivko preoblikovali v dve, ki morata biti obe hkrati vključeni v model, saj ena sama po sebi ne nosi celotne informacije.

4.4.2 Statistična obdelava kazalcev

Normalna porazdelitev spremenljivk

Finančni kazalci podjetij so v večini primerov asimetrično porazdeljeni, ker povzroči zmanjšanje za eno enoto v imenovalcu večjo absolutno spremembo kazalca, kot povečanje za eno enoto v imenovalcu (Frecka, Hopwood, 1983, str. 117). Večina kazalcev je zaradi tega asimetrično porazdeljenih proti desni, izjeme pa so kazalci, katerih imenovalec je lahko negativen, kar pripelje do leve asimetričnosti.

Čeprav sem izbral logistično analizo, ker je veliko manj občutljiva na podatke, ki niso normalno porazdeljeni, je potrebno raziskati njihovo porazdelitev, saj niti logistična regresija ni popolnoma neobčutljiva. V statistični literaturi težko najdemo enostavne in razumljive teste za preučevanje multivariatne normalne porazdelitve. Le-ti so večinoma grafični, kar v primeru pričujočega magistrskega dela, zaradi velikega števila spremenljivk, ni izvedljivo (Rencher, 1995, str. 105). Zato bom za potrebe magistrskega dela uporabil le teste univariatne normalne porazdelitve. Čeprav prisotnost univariatne normalne porazdelitve, med podatki še ni zagotovilo za multivariatno normalno porazdelitev, velja prav nasprotno. Če spremenljivke niso univariatno porazdeljene, ne morejo biti niti multivariatno (Watson, 1990, str. 683).

Teste, za preverjanje univariatne normalne porazdelitve spremenljivk, delimo na grafične in analitične. Med grafičnimi testi je najbolj razširjen Q-Q grafikon, ki primerja kvantile analiziranih podatkov s kvantili univariatne normalne porazdelitve. Bližje kot je črta, ki povezuje tako pridobljene točke v grafikonu ravni premici, bolj se podatki približujejo univariatni normalni porazdelitvi (Rencher, 1995, str. 105). Med analitične pa sodijo testi, kot so Kolmogorov-Smirnov test ter Shapiro-Wilk test, za katere velja, da so spremenljivke normalno porazdeljene, če test ni statistično značilen oziroma ne moremo zavrnila ničelne domneve. Po drugi strani pa lahko opazujemo tudi asimetričnost (angl. *skewness*) in sploščenost (angl. *kurtosis*), kjer negativna poševnost pomeni asimetričnost v levo, pozitivna

¹⁵ Neprave spremenljivke (angl. *dummy variables*) so neodvisne spremenljivke, ki se uporabljajo zato, da izrazijo vpliv različnih stopenj spremenljivke na odvisno spremenljivko. Tipični primeri za izražanje z nepravimi spremenljivkami so spol, rasa, velikost podjetja po ZGD itd. Če ima taka spremenljivka k možnih vrednosti, je za njeno pretvorbo potrebno $k-1$ nepravih spremenljivk, pri katerih se s kombinacijami vrednosti 0 in 1 doseže enako stopnjo informacije. (Hair, Anderson, Tatham, 1987, str. 18).

pa v desno, sploščenost večja od tri ploščatost ter manjša od tri koničasto porazdelitev (Rencher, 1995, str. 107; Sharma, 1996, str. 378).

S pomočjo statistične obdelave podatkov opisane v nadaljevanju, lahko dosežemo boljšo porazdelitev podatkov. Priloga 3 prikazuje teste in lastnosti podatkov glede na njihovo porazdelitev. Tabela 43 prikazuje osnovne statistične vrednosti za obravnavane kazalce pred postopkom obdelave, tabela 44 pa test asimetričnosti in sploščenosti za določanje normalne porazdelitve podatkov. Kot lahko vidimo je ta test v vseh primerih statistično značilen, kar kaže na to, da kazalci niso normalno porazdeljeni.

Metode statistične obdelave podatkov

Statistično obdelavo podatkov bom uporabil za izločanje osamelcev, pa tudi za približevanje podatkov normalni porazdelitvi. Osamelci (angl. *outliers*)¹⁶ v podatkih so večinoma krivi, da podatki niso normalno porazdeljeni in imajo velik vpliv na povečanje variance vzorca ter zmanjševanje natančnosti (Frecka, Hopwood, 1983, str. 116). Zato jih je potrebno, s pomočjo statističnih metod, izločiti iz podatkov. Poleg tega nas pri sestavljanju praktičnih modelov ne zanimajo skrajne vrednosti kazalcev, ampak neko bolj optimalno področje teh kazalcev, ki na dokaj jasen in enoličen način kaže na zamudo pri plačilu nekega podjetja (Valentinčič, 1999, str. 340).

Frecka in Hopwood (1983, str. 116) opredelita tri tehnike za obdelavo osamelcev: (1) čiščenje (angl. *trimming*), (2) winsorizacija (angl. *winsorization*) in (3) različne oblike transformacije podatkov. S prvo izmed njih raziskovalec odstrani tiste enote v vzorcu, ki vsebujejo osamelce, s pomočjo winsorizacije se skrajne vrednosti pretvorijo na določene nesekrajne vrednosti, transformacija pa z določeno statistično metodo spremeni podatke, tako da so bolj normalno porazdeljeni (korenjenje, logaritmiranje itd.). Tehnike odpravljanja osamelcev večina avtorjev uporablja za doseganje normalne ali skoraj normalne porazdelitve finančnih kazalcev (Mramor, Mramor-Kosta, 1997, str. 337). Podjetja, katerih kazalci zajemajo skrajne vrednosti, v večini primerov poslujejo v nenormalnih ali stresnih situacijah oziroma ne kažejo na normalno poslovanje.

V magistrskem delu bom uporabil metodo winsorizacije, za izločitev oziroma obdelavo osamelcev v finančnih kazalcih podjetij. Zaradi preglednosti in enostavnosti bom za vse kazalce omejil zgornjo in spodnjo mejo na vrednost prvega in 99. centila¹⁷ osnovnih vrednosti kazalcev. Na ta način bom en odstotek spodnjih in zgornjih skrajnih vrednosti pretvoril na vrednosti omenjenih centilov in s tem dosegel bolj normalno porazdelitev podatkov ter izločil statistično nesmiselne skrajne vrednosti kazalcev. Izjema temu pravilu bodo kazalci, ki imajo

¹⁶ Barnett in Lewis (1978, str. 23) sta neskladne enote opredelila kot takšne, ki so: »statistično nesmiselne na podlagi nekega določenega verjetnostnega modela.«

¹⁷ Centil je tista vrednost, od katere ima p% enot manjšo ali enako vrednost od navedene, (100%-p%) pa vrednost večjo od navedene (Moore, McCabe, 2003, str. 42).

že s svojo lastnostjo omejene vrednost. To pomeni, da takim kazalcem ne bom pretvarjal njihove skrajne vrednosti, na strani njihove porazdelitve, saj so le ti že sami po sebi omejeni z določeno vrednostjo. Tabela 4 prikazuje tovrstne kazalce, glede na njihovo definicijsko območje, kazalci z neomejenim definicijskim območjem niso prikazani.

Tabela 4: Definicijsko območje kazalcev

Definicijsko območje	Kazalci
Večji ali enak nič (≥ 0)	CGosp, BGosp, FGosp, CR, QR, QQR, DSO, DP, STA, SFA, SIn, SAR, SCA, TRW, SW, TAW, FAW, CwW, WaW, CapA, Cap, ARTR, APTR, CACL, TRate
Med nič in ena ($0 \leq x \leq 1$)	SExp, DiC, WaiC, MATA, CATA, SRTA, LRTA, InvTA, FInTA, CapL, SRF, LRF, DL
Med -1 in ena ($-1 \leq x \leq 1$)	NetDL
Manjši od ena (≤ 1)	WCTA
Večji od ena (≥ 1)	TACap

Vir: Lastna obdelava.

Tabela 45 in 46 (Priloga 3) prikazujeta kazalce po statistični obdelavi z metodo winsorizacije. Vidimo lahko, da sta se asimetričnost in sploščenost močno zmanjšali, vendar pa je test sploščenosti še vedno statistično značilen, kar pomeni, da podatki niso normalno porazdeljeni. Značilnost tega testa je, moč pripisati tudi velikosti vzorca, saj so v takem primeru tovrstni testi vedno značilni in ne kažejo realne slike opazovanih podatkov.¹⁸ Vsekakor pa je pomembno dejstvo, da sta se vrednosti asimetričnosti in sploščenosti močno približali vrednostim za normalno porazdeljene podatke.

Manjkajoče in nesmiselne vrednosti

Iz podatkov za finančne kazalce je potrebno izločil tudi nesmiselne vrednosti. To so vrednosti kazalcev, ki padejo zunaj vrednosti njihovega definicijskega območja. Tudi v tem primeru Tabela 4 prikazuje te kazalce in njihova definicijska območja. Če vrednosti določenega kazalca padejo izven, v tabeli opredeljenega definicijskega območja, bom take enote izbrisal.

V večini primerov sem izbrisal enote, kjer so imeli kazalci manjkajoče vrednosti, ker take enote predstavljajo nepopolne podatke za podjetje. Manjkajoče vrednosti kazalcev v podatkih nastanejo večinoma, zaradi deljenja z nič (imenovalec kazalca je enak nič). Take enote sem iz podatkov izbrisal, saj so za potrebe analize neuporabne in v večini primerov nesmiselne (npr. podjetje, ki ima prodajo enako nič ni primerno za analizo). Čeprav je v literaturi mogoče zaslediti kar nekaj načinov, kako nadomestiti manjkajoče podatke, sem se raje odločil za njihov izbris. Na tak način so podatki veliko manj pristranski in ker nimam težav z velikostjo

¹⁸ V večini primerov, kjer imamo veliko število enot v vzorcu, bo test statistično značilen in s tem bomo zavrnili normalno porazdelitev, saj je za velike vzorce statistično značilno pomanjkanje prileganja podatkov, tudi če je to prileganje za praktične primere zadovoljivo dobro (Watson, 1990, str. 692).

vzorca, izbris ne ogroža verodostojnosti raziskave. Na nepristranskost take izbire kaže tudi primerjava porazdelitve povprečnega števila dni med izbranimi podjetji in tistimi, ki so zaradi manjkajočih vrednosti neizbrana. Tabela 5 kaže osnovne statistike za primerjavo porazdelitve povprečnega števila dni zamude med skupinama podjetij, iz česa izhaja, da med skupinama ni bistvenih razlik v porazdelitvi. Prav tako je razvidno, da sta vzorca enaka glede na delež podjetij, ki beležijo zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev.

Tabela 5: Osnovne statistike za primerjavo porazdelitve povprečnega števila dni zamude med skupino izbranih podjetij in skupino neizbranih podjetij, zaradi manjkajočih vrednosti med leti 2002 in 2006

Podjetja	Število	Delež z zamudo	Aritmetična sredina	Standardni odklon	10. centil	1. kvartil	Mediana	3. kvartil	90. centil
Izbrana	22.042	32,9 %	13,42	35,82	0	0	3	12	31
Izbrisana	2.031	32,6 %	12,26	32,35	0	0	3	12	29

Vir: AJPES, 2006; I d.o.o., 2007; Lastni izračuni.

Kazalci TIE in FGosp zahtevajo drugačno obravnavo manjkajočih vrednosti. V primeru teh dveh kazalcev, manjkajoča vrednost prav tako nastane zaradi deljenja z nič, vendar je imenovalec kategorija odhodkov za financiranje. Za kazalec TIE je delitelj kategorija finančnih odhodkov za obresti in iz drugih obveznosti (AOP 146), pri kazalcu FGosp pa kategorija finančnih odhodkov (AOP 141), obe sta iz izkaza poslovnega izida. Ko je kategorija AOP 146 enaka nič, je pokritost obresti (TIE) v bistvu zelo visoka, saj podjetje nima stroškov za plačevanje obresti. Podobo velja v primeru, da je kategorija AOP 141 enaka nič, saj je tako razmerje med prihodki in odhodki za podjetje zelo ugodno. To lahko potrdimo tudi z razmišljanjem: če bi bili obe kategoriji zelo majhni (skoraj nič), bi bil kazalec zelo visok (npr. zelo visoka pokritost obresti) in ne manjkajoča vrednost. Na podlagi tega ne moremo izločiti enote s takimi kazalniki, saj manjkajoče vrednosti v teh kazalnikih kažejo na uspešno podjetje. V primeru kazalcev TIE in FGosp bom manjkajoče vrednosti zamenjal z vrednostjo 99. centila ostalih vrednosti posameznega kazalca (Mramor et al., 1998, str. 27).

4.4.3 Faktorska analiza in izbira nadomestnih spremenljivk

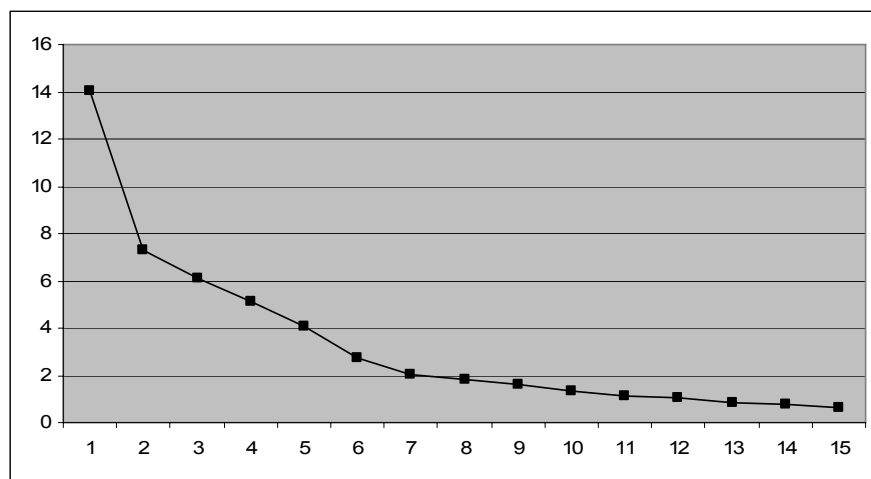
Faktorska analiza

Ker lahko multikolinearnost povzroči nepravilnosti pri obdelavi podatkov s pomočjo logistične regresije (kot opredeljeno v razdelku 4.1.1), je potrebno najprej preveriti ali obstaja med podatki ter jo poskušati odpraviti. V statistični literaturi ne zasledimo enotnega in učinkovitega testa za odkrivanje tega pojava, ampak vrsto različnih testov. Na tem mestu bi se osredotočil na test preverjanja korelacijskih koeficientov med pari posameznih spremenljivk. Ta test pravi, da so visoki korelacijski koeficienti med pari posameznih spremenljivk (tj. več kot 0,8) v večini primerov zanesljivi, a ne zadostno nujni, pokazatelji na prisotnost multikolinearnosti, ki je sicer lahko prisotna tudi pri zelo majhnih vrednostih korelacijskih koeficientov (Gujarati, 2003, str. 359). Test, s parnimi korelacijskimi koeficienti med kazalci, kaže na zelo visoke stopnje korelacije med posameznimi kazalci.

Da dosežemo razumljivost in preglednost napovedi ter hkrati odpravimo vsaj del multikolinearnosti med neodvisnimi spremenljivkami, moramo omejiti število kazalcev na minimalno možno in hkrati ohranimo največjo možno napovedovalno moč modela (Gatnik, 1990, str. 132). Najbolje je, da vsako kategorijo, ki opredeljuje nek vidik, pomemben za zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, opredeli en ali majhno število kazalcev. V nasprotnem primeru lahko, veliko število kazalcev, povzroči prevlado le nekaterih kriterijev, ki jih predstavlja več kazalcev.

S pomočjo faktorске analize sem vse kazalce strnil na manjše število in izbral nadomestne spremenljivke. Za faktorško analizo so bili uporabljeni vsi zgoraj opredeljeni kazalci (kazalci velikosti tukaj niso bili upoštevani, ker jih bom uporabil posebej pri izgradnji samih modelov) in metoda *Principal Axis Factoring (PAF)*. Število faktorjev sem izbral na podlagi diagrama lastnih vrednosti ter deleža pojasnjene variance. Glede na pravilo lastne vrednosti večje od ena bi izbrali 12 faktorjev, vendar pa z diagramom izberemo le šest faktorjev, saj se to zdi primerna rešitev, tudi glede na faktorске uteži. Slika 5 prikazuje diagram, iz katerega je razvidno, da se krivulja, ki povezuje lastne vrednosti za posamezni faktor, prelomi pri sedmem faktorju. Prvih šest faktorjev skupaj pojasni 73,57 odstotkov skupne variance, kar je sprejemljivo visok odstotek, saj le šest faktorjev pojasni tako veliko število variance 65 spremenljivk (glej priloga 4, tabela 47).

Slika 5: Diagram lastnih vrednosti faktorjev za prvih 15 faktorjev z najvišjimi lastnimi vrednostmi



Vir: Lastni izračuni.

Za lažjo interpretacijo in razlaganje posameznih faktorjev sem jih rotiral z varimax metodo in tako pridobljene uteži spremenljivk na posameznih faktorjih uporabil za njihovo poimenovanje (Priloga 4, Tabela 49). Tabela 48 (Priloga 4) prikazuje lastne vrednosti in delež pojasnjene variance za izbranih šest rotiranih faktorjev. Nenazadnje pa je potrebno poudariti, da faktorji med seboj niso povezani oziroma med njimi ni multikolinearnosti.

Pridobljeni faktorji so poimenovani na sledeči način:

- Faktor 1: Celotna uspešnost poslovanja podjetja.
- Faktor 2: Upravljanje z obveznostmi do virov sredstev.
- Faktor 3: Upravljanje s sredstvi podjetja.
- Faktor 4: Produktivnost zaposlenih.
- Faktor 5: Upravljanje z obratnimi sredstvi podjetja.
- Faktor 6: Dobičkonosnost podjetja.

Izbira nadomestnih spremenljivk

Naslednji način za zmanjšanje števila neodvisnih spremenljivk, ki predstavljajo posamezne kategorije in bodo služile kot vhodni podatki za modele, je izbira nadomestnih spremenljivk (metoda je že opisana v razdelku 4.2). Za vsak faktor, oblikovan v okviru faktorske analize, je bila določena najbolj reprezentativna spremenljivka za ta faktor. Nadomestna spremenljivka je tista, ki ima največjo utež na določenem faktorju. V primeru, da ima več spremenljivk približno enako utež na istem faktorju, pa je bila izbrana tista, ki ima najmanjšo utež na vseh ostalih faktorjih (priloga 4, tabela 49 prikazuje uteži spremenljivk na rotirane faktorje).

Na podlagi te metode so bile za vsak faktor izbrane sledeče spremenljivke:

- Faktor 1: NITR
- Faktor 2: CapL
- Faktor 3: SRTA
- Faktor 4: TRW
- Faktor 5: DSO
- Faktor 6: K4

Na ta način sem izbral 6 spremenljivk, ki bi morale na reprezentativen način opredeljevati različne vidike poslovanja podjetja in hkrati imeti dovolj napovedovalne moči za napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Poleg tega je pomembna lastnost takih spremenljivk tudi to, da so medsebojno zelo malo korelirane, kar pomeni, da se na ta način znebimo multikolinearnosti med neodvisnimi spremenljivkami. Tabela 6 prikazuje korelacijske koeficiente med pari nadomestnih spremenljivk, iz katerih vidimo, da so posamezne parne korelacije med spremenljivkami nizke (le v redkih primerih presežejo 0,20).

Tabela 6: Korelacijski koeficienti med pari nadomestnih spremenljivk

	NITR	CapL	SRTA	TRW	DSO	K4
NITR	1,00					
CapL	0,21	1,00				
SRTA	0,00	-0,24	1,00			
TRW	0,11	-0,09	0,20	1,00		
DSO	-0,03	-0,09	0,16	0,00	1,00	
K4	-0,13	-0,13	-0,08	-0,02	-0,06	1,00

Vir: Lastni izračuni.

4.5 Definicija odvisnih spremenljivk

Za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij je potrebno izbrati odvisno spremenljivko, ki kaže na zamudo pri plačilu teh obveznosti oziroma na zgodovino plačilnih navad. Taka odvisna spremenljivka bo služila za oblikovanje modela za napovedovanje zamude pri plačilu.

Podatke o zamudah pri plačilu podjetij sem pridobil od podjetja I, Poslovne informacije d. o. o., Ljubljana, ki že vrsto let zbira podatke o plačilih za vsa slovenska podjetja. Za odvisno spremenljivko bom uporabil povprečno število dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev obravnavanih podjetij, za posamezna leta. Zamuda pri plačilu je izračunana na podlagi datuma zapadlosti in datuma plačila posamezne fakture. Povprečno število dni zamude pa kot povprečje vseh zamud pri plačilu faktur, ki jih je družba v določenem letu plačala dobaviteljem. Kar pomeni, da so v bazi podatkov podjetja I d. o. o. zajeti računi, ki jih podjetja, na podlagi dogovora, sama pošljejo in so uvrščena v tisto leto, v katerem so bila tudi plačana. Vzorec je statistično obdelan, tako da so netipično zamujene fakture izločene, ker zelo verjetno izvirajo bodisi iz napake pri knjiženju, ali pa je bila faktura izgubljena, založena ali ugovarjana. Podjetje I d. o. o., iz podatka za povprečno število dni zamude, izračuna plačilni ključ, ki je indeks med nič in 100, pri čemur pomeni 100 plačevanje vseh računov s predplačili, 80 pa plačevanje računov povprečno v dogovorjenem roku. Plačilni ključ, manjši od 80, pa pomeni, da družba poravnava svoje finančne obveze z večjo ali manjšo zamudo.

Za oblikovanje modela napovedovanja zamud pri plačilu dobaviteljem podjetja, bom upošteval podatek o povprečnem številu dni zamude pri plačilu v določenem letu. Uporabil bom enoletni zamik v odvisni spremenljivki. To pomeni, da je podatek o zamudah pri plačilu iz enega leta naprej, kot so neodvisne spremenljivke, ki napovedujejo zamude pri plačilu. Ta zamik je potreben, ker je po mojem mnenju težko napovedati zamudo pri plačilu za določeno leto, s kazalci in drugimi odvisnimi spremenljivkami istega leta, ki še teče in je še odvisno od poslovanja podjetja v tem istem letu. Nenazadnje pa so finančni podatki določenega leta javno dostopni šele v sredini naslednjega leta, kar pomeni, da bi imel model, ki bi napovedoval zamude pri plačilu, s kazalci istega leta, zelo majhno uporabno vrednost za dobavitelje, saj potrebni podatki ne bi bili dostopni takrat, ko bi želeli napovedati zamudo pri plačilu. Zato bom v tej magistrski nalogi, za oblikovanje modelov za napovedovanje zamude pri plačilu

obveznosti do dobaviteljev, uporabil finančne podatke podjetja za preteklo leto, od leta dejanske zamude pri plačilu. To pomeni, da bom uporabil finančne kazalce (neodvisne spremenljivke) za obdobje med leti 2002 in 2005, povprečno število dni zamude pa za zamude med leti 2003 in 2006.

Za oblikovanje statističnega modela napovedovanja zamude pri plačilu, je najprej potrebno pretvoriti odvisno spremenljivko povprečnega števila dni zamude pri plačilu zapadlih obveznosti, v spremenljivko, ki je primerna za obdelavo z določeno statistično metodo. V pridobljenih podatkih zaseda ta spremenljivka cela števila med vrednostjo nič in 500, kar pomeni, da je povprečna zamuda pri plačilu zapadlih obveznosti podjetij zajetih v vzorcu med nič in 500 dnevi. Za oblikovanje modela s pomočjo logistične regresije ter ordinalne logistične regresije, je potrebno upoštevati omejitve teh statističnih metod, in preoblikovati odvisno spremenljivko v binarno ali ordinalno spremenljivko. Tabela 7 prikazuje novo ustvarjeni spremenljivki, ki bosta služili za oblikovanje modelov, ter vrednosti teh spremenljivk in na podlagi kakšnih razponov števila dni zamude so bile oblikovane.

Tabela 7: Razredi odvisne spremenljivke, njihove vrednosti, intervali števila dni zamude ter število opazovanih podjetij po skupinah

Spremenljivka	Vrednost	Interval povprečnega števila dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev	Število podjetij po skupinah
Spremenljivka 1: DZ1 (binarna)	0	0 dni zamude	7.251
	1	1 ali več dni zamude;	14.791
Spremenljivka 2: DZ2 (ordinalna)	0	0 dni zamude	7.251
	1	od 1 do 10 dni zamude	8.683
	2	od 11 do 20 dni zamude	2.696
	3	od 21 do 30 dni zamude	1.169
	4	31 ali več dni zamude	2.243

Vir: Lastno oblikovanje.

Z zgoraj opisano razdelitvijo, odvisne spremenljivke povprečnega števila dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, dosežemo razdelitev podjetij v skupine, glede na njihove plačilne navade. Prva spremenljivka razdeli podjetja na redne plačnike (brez zamud pri plačilu) ter na manj redne plačnike, druga pa podjetja razdeli v pet skupin podjetij, glede na njihove plačilne navade, od rednih plačnikov proti najmanj rednim plačnikom. V magistrskem delu bom napovedoval zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, na podlagi novo ustvarjenih spremenljivk, ki so razdeljene med podjetja z manjšo ali večjo zamudo pri plačilu. Takšna opredelitev odvisnih spremenljivk je pogoj za analizo z logistično regresijo ter je pogojena z lastnostjo samega povprečnega števila dni zamude. V tem primeru ni mogoče uporabiti linearne regresije za napovedovanje natančnega števila dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, zaradi porazdelitve povprečnega števila dni zamude pri plačilu.

Ta spremenljivka je porazdeljena tako, da je večina vrednosti koncentrirana okrog nič oziroma je močno asimetrično porazdeljena. Čeprav je nabor vrednosti med nič in 500, ima prvi kvartil še vedno vrednost 0, mediana ima vrednost 3 ter devetdeseti centil ima vrednost 31 (Tabela 5, str. 33).

4.6 Ocenjevanje uspešnosti modelov

Napovedovalno moč modelov bom ocenjeval z deležem pravilno razvrščenih enot v celotnem vzorcu, občutljivostjo, specifičnostjo, napako tipa I in II ter indeksom izboljšave. Celotno napovedovalno moč modela lahko ugotovimo z deležem pravilno razvrščenih enot v celotnem vzorcu. To dobimo tako, da pravilno razvrščene enote seštejemo in ta seštevek delimo s številom enot v vzorcu. Čim večji je odstotek pravilno razvrščenih enot, tem bolj kvaliteten je model. Uporaba samo tega merila je lahko zelo varljiva, saj lahko v primeru nesorazmerno velikih skupin odvisne spremenljivke, ena skupina pretehta in je merilo pravilno razvrščenih enot zelo dobro, vendar v drugi skupini ni niti ena enota pravilno razvrščena.

Občutljivost (angl. *sensitivity*) predstavlja odstotek pravilno razvrščenih vrednosti $Y=1$ med vsemi dejanskimi vrednostmi $Y=1$, obratno pa specifičnost (angl. *specificity*) predstavlja odstotek pravilno razvrščenih vrednosti $Y=0$ med vsemi dejanskimi vrednostmi $Y=0$ (Hosmer, Lomeshow, 2000, str. 157). Vsako od teh meril ocenjuje, v kolikšni meri je napovedovanje uspešno, po posameznih vrednostih odvisne spremenljivke. Vendar v primeru, da ima odvisna spremenljivka možni več kot dve vrednosti, ne moremo oblikovati meril, kot sta občutljivost in specifičnost, ampak lahko definiramo mero uspešnosti napovedovanja modela, za vsako vrednost neodvisne spremenljivke posebej.

Nenazadnje pa sta napaki tipa I in II izjemno pomembni, za določanje napovedovalne moči modela. Tabela 8 prikazuje možnost napake tipa I in II. Napaka tipa I pomeni, da model napove $Y=0$, dejansko pa je vrednost $Y=1$, oziroma napove boljši razred, kot je to dejansko (npr. model napove podjetje brez zamude, vendar je dejansko to podjetje imelo zamudo pri plačilu). Pri napaki tipa II pa model napove $Y=1$, dejansko pa je $Y=0$, oziroma napove slabši razred od dejanskega (White, Sondhi, Fried, 2003, str. 651). V primeru več kategorij odvisne spremenljivke, napaka tipa I pomeni, da model napove boljšo kategorijo, kot je dejanska, napaka tipa II pa slabšo, kot je dejanska.

Tabela 8: Napaka tipa I in tipa II

Napovedana vrednost	Dejanska vrednost	
	$Y = 1$	$Y = 0$
$Y = 1$	Brez napake / Občutljivost	Napaka tipa II
$Y = 0$	Napaka tipa I	Brez napake / Specifičnost

Vir: White, Sondhi, Fried, 2003, str. 651.

Iz tega je jasno razvidno, da je v primeru napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev napaka tipa I veliko bolj usodna, njene posledice pa hujše za dobavitelja, kot napaka tipa II, zato želi vsako podjetje čim bolj omejiti to napako. Če s pomočjo modela napovemo boljšo kategorijo, kot je ta v resnici, to lahko pomeni, da bo tako podjetje plačalo obveznost z zamudo, ali pa je niti nikoli ne bo (možnost izgube je vse do 100 odstotkov). V primeru napake tipa II, pa so stroški za dobavitelja manjši, oziroma le v višini oportunitetnih stroškov, zaradi eventualne izgube posla, ker dobavitelj, zaradi slabše napovedi zamude pri plačilu ni sklenil posla z drugim podjetjem. Altman, Haldeman, Narayanan (1977, str. 51) so ocenili, da je napaka tipa I 35-krat dražja od napake tipa II. Potrebno je iskati kompromis med obema vrstama napake, da čim bolj zmanjšamo možnost napake tipa I, a se zaradi tega čim manj poveča možnost napake tipa II. To lahko dosežemo z določanjem meje verjetnosti za razvrščanje, med skupinama odvisnih spremenljivk pri logistični regresiji. Če postavimo mejno vrednost verjetnosti nižje, zmanjšamo možnost napake tipa I, vendar hkrati povečamo možnost napake tipa II in obratno (Ohlson, 1980, str. 126).¹⁹

Poleg tega pa lahko uspešnost napovedovanja modelov ocenimo tudi z indeksom izboljšave, ki pove, za koliko so le-ti boljši pri napovedi zamude pri plačilu, kot bi bil naključni izbor. Izboljšava napovedi zamude pri plačilu nad naključno razvrstitvijo, kaže na praktično uporabnost modela, saj v primeru, da statistični model ne napove zamude pri plačilu bolje od naključnega izbora, se s takimi modeli ni potrebno ukvarjati. Enačba (7) prikazuje način izračuna indeksa izboljšave (Pahor, 2006, str. 10).

$$I = \frac{\frac{o - e}{n}}{1 - \frac{e}{n}} * 100, \quad (7)$$

kjer je o število pravilno razvrščenih enot, e število pa naključno pravilno razvrščenih enot izračunano kot $e = \frac{1}{n} \sum_{g=1}^k n_g^2$, kjer je k število razredov v odvisni spremenljivki ter n število vseh enot.

5 Rezultati analize

V tem poglavju so predstavljeni rezultati oblikovanih modelov za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij med leti 2003 in 2006, glede na povprečno število dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Hkrati je ocenjena uspešnost teh modelov, podana kritična ocena modelov ter praktične implikacije za potrebe poslovnega življenja. Modeli za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev so razdeljeni v dve poglavitni skupini, glede na dve zgoraj definirani odvisni spremenljivki. Za vsako odvisno spremenljivko so predstavljeni rezultati za splošne modele ter modele v

¹⁹ Ohlson (1980) je opredelil napake tipa I in II ravno obratno, vendar to konceptualno ne predstavlja razlike.

katerih so upoštevane tudi druge lastnosti podjetij. Nenazadnje pa so prikazani tudi rezultati modelov za posamezna opazovana leta in je narejen test stabilnosti modela ter prikazani rezultati modelov, ob spremembi odvisnih spremenljivk.

5.1 Spremenljivka 1

V tem podpoglavju so prikazani rezultati modelov za binarno odvisno spremenljivko DZ1, ki zajema vrednosti 0 in 1, kjer 0 pomeni podjetje brez zamude pri plačilu ter 1 podjetje z zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Najprej so prikazani splošni modeli samo s finančnimi kazalci, nato pa sledijo modeli v katere postopno dodajam določene lastnosti podjetij od velikosti, tržnega deleža, panoge poslovanja pa do preteklih zamud pri plačilu takega podjetja.

Splošni modeli (Model 1)

Na začetku so oblikovani splošni modeli za odvisno spremenljivko 1 (DZ1), ki vključujejo samo finančne kazalce. Model 1a je s pomočjo logistične regresije oblikovan med odvisno spremenljivko DZ1 in oblikovanimi faktorji. Tabela 9 prikazuje model logistične regresije z njegovimi koeficienti.

Tabela 9: Logistična regresija za razred 1 (DZI) s faktorji (Model 1a)

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
f1	-0,381709	0,016721	-22,83	0,000
f2	-0,520191	0,015732	-33,07	0,000
f3	0,101841	0,015488	6,58	0,000
f4	-0,357585	0,015370	-23,27	0,000
f5	0,191229	0,016559	11,55	0,000
f6	0,277900	0,016352	17,00	0,000
konst.	0,795016	0,015595	50,98	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Logistično funkcijo Z lahko zapišemo v obliki:

$$Z = 0,795016 - 0,381709*f1 - 0,520191*f2 + 0,101841*f3 - 0,357585*f4 + 0,191229*f5 + 0,277900*f6$$

Do verjetnosti (P) pridemo tako, da izračunani Z vstavimo v enačbo (1) na strani 18. Tako pridobljen rezultat P nam pove s kolikšno verjetnostjo lahko sklepamo, da določena enota zavzema vrednost 1 v odvisni spremenljivki. V primeru, da je verjetnost P večja ali enaka 0,5 (50 %) smatramo, da ta enota zavzema vrednost $DZI = 1$, v nasprotnem primeru pa $DZI = 0$.

Posamezni regresijski koeficienti nam razlagajo spremembo indeksa verjetnosti, ob spremembi določene neodvisne spremenljivke v modelu. Kot primer lahko vzamemo spremenljivko *f1* in njen regresijski koeficient -0,381709. Če se spremenljivka *f1* poveča za

eno enoto in vse ostalo ostane nespremenjeno, se bo indeks verjetnosti spremenil za $e^{-0,381709} - 1 = -0,317306$, oziroma se bo indeks verjetnosti, da to podjetje zavzema vrednost 1 v odvisni spremenljivki *DZI*, zmanjšal za 31,73 odstotkov. V primeru pa, da se spremenljivka *fI* poveča za en odstotek, in vse ostalo ostane nespremenjeno, se indeks verjetnosti, da enota zavzema vrednost 1, zmanjša za 0,381 odstotka ($e^{-0,003817088} - 1 = -0,0038098$). Glede na to, da je faktor 1 (*fI*) poimenovan kot celotna uspešnost poslovanja podjetja, in se celotna uspešnost poslovanja podjetja poveča, se bo verjetnost, da bo to podjetje imelo zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, zmanjšala. Na tak način bi lahko razložili vpliv vseh neodvisnih spremenljivk na verjetnost, da bo določeno podjetje imelo ali ne zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Vendar je razlaga s faktorji malo bolj zapletena, saj so le-ti težje razumljivi konstrukti.

Uspešnost napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev podjetja oziroma modela merimo z različnimi metodami, opisanimi v razdelkih 4.1 in 4.6. Tabela 10 prikazuje število podjetij glede na njihovo dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedano vrednost z modelom, tabela 11 pa strne vsa relevantna merila napovedovalne moči modela. Čeprav je pseudo R^2 dokaj nizek, ne moremo sklepati, da je model slab, saj je nizek determinacijski koeficient značilen za logistično regresijo. Statistično značilen test razmerja verjetnosti (LR test) nam pove, da vsi regresijski koeficienti hkrati niso enaki nič oziroma, da je vsaj en koeficient različen od nič. Delež pravilno razvrščenih enot je srednje velik, vendar je napaka tipa I dokaj visoka. Nenazadnje pa v prid temu modelu kaže občutljivost, saj je ta izredno visoka, kar kaže na to, da je veliko število podjetij, ki so dejansko imela zamudo pri plačilu, tudi pravilno napovedanih. Po drugi strani pa je specifičnost nizka, kar je posledica tega, da sta vzorca podjetij z in brez zamude pri plačilu neenakovredna.

Tabela 10: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modelom (Model 1a)

		Dejanska vrednost		Skupaj
		1	0	
Napovedana vrednost	1	13.680	5.266	18.946
	0	1.111	1.985	3.096
Skupaj		14.791	7.251	22.042

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 11: Merila napovedovalne moči modela s faktorji (Model 1a)

Merilo	Vrednost
Pseudo R ²	0,0956
Test razmerja verjetnosti (statistična značilnost)	0,0000
Delež pravilno razvrščenih enot	71,07 %
Napaka tipa I	35,89 %
Napaka tipa II	27,79 %
Občutljivost	92,49 %
Specifičnost	27,38 %
Indeks izboljšave	34,47 %

Vir: Lastni izračuni.

Da se zmanjša stroške nepravilne odločitve, oziroma priredi napake tipa I in II, tako kot to uporabnik želi, se lahko spremeni razmejitvena vrednost. Za primerjavo z zgornjimi podatki, bi lahko za razmejitveno vrednost vzeli 0,40 namesto 0,50. Če je verjetnost večja od 40 odstotkov potem sklepamo, da bo podjetje imelo zamudo pri plačilu, $DZ1=1$. V tem primeru bi bila celotna napovedovalna moč modela 70,16 %, napaka tipa I 30,23 %, napaka tipa II 29,96 %, občutljivost 96,68 % ter specifičnost 15,63 %. Na ta način bi se napoved tistih podjetij z zamudo pri plačilu nekoliko izboljšala, vendar bi se napovedovanje tistih brez zamude pri plačilu nekoliko poslabšala. Celotna napovedovalna moč modela je manjša, največja razlika pa je nastala pri specifičnosti. Pri uporabi mejne vrednosti 0,40 bi tako žrtvovali veliko število pravilno razvrščenih podjetij, tistih brez zamude za malenkostno boljšo napoved, tistih z zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev.

Naslednja dva modela sta enaka prejšnjemu, le da prvi uporabi nadomestne spremenljivke, drugi pa vse opredeljene finančne kazalce z metodo postopne izbire. Pri tem uporabi Waldov test pri značilnosti 0,10 za izključitev ter 0,05 za ponovno vključitev v model in začne izbiro modela z vsemi vključenimi kazalci.²⁰ Tabela 12 prikazuje model 1b z nadomestnimi spremenljivkami, tabela 13 (na strani 44) pa model 1c z metodo postopne izbire statistično značilnih kazalcev.

²⁰ Zaradi multikolinearnosti je bilo potrebno izločiti kazalca InvTA in DL.

Tabela 12: Logistična regresija za spremenljivko 1 (DZ1) z nadomestnimi spremenljivkami (Model 1b)

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,127475	0,248256	-16,63	0,000
CapL	-1,932007	0,070413	-27,44	0,000
SRTA	-0,167234	0,067862	-2,46	0,014
TRW	-0,000008	0,000000	-19,88	0,000
DSO	0,002275	0,000284	8,02	0,000
K4	4,093945	0,429932	9,52	0,000
konst.	1,774757	0,058232	30,48	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 14, na strani 45, prikazuje število podjetij glede na njihovo dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedano vrednost s pomočjo obeh modelov, tabela 15 pa strne vsa relevantna merila napovedovalne moči obeh modelov. V teh dveh primerih vidimo, da je uspešnost modela z vsemi finančnimi kazalci boljša, kot z nadomestnimi spremenljivkami. To je pričakovano, saj je količina informacij, ki jih nosijo vsi statistično značilni kazalci večja, kot pri samo šestih nadomestnih spremenljivkah. Vendar je po drugi strani potrebno tudi premisliti, ali je smiselno uporabljati veliko število kazalcev za vsako raziskavo. Na ta način bi sicer nekoliko izboljšali kvaliteto napovedi, vendar hkrati žrtvovali razumljivost modela in hitrost analiz. Zato se je potrebno vprašati ali manjše število nadomestnih spremenljivk še vedno zadovoljivo dobro napove zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev.

Tabela 13: Logistična regresija za spremenljivko 1 (DZ1) z metodo postopne izbire (Model 1c)

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
CFTA	-1,742833	0,451928	-3,86	0,000
CFTR	-2,422961	0,567555	-4,27	0,000
CFD	0,289044	0,112935	2,56	0,010
ARTR	1,668656	0,210456	7,93	0,000
ROE	0,227238	0,081793	2,78	0,005
CATA	-0,649939	0,206237	-3,15	0,002
NITR	-8,806721	2,984658	-2,95	0,003
NIS	5,552838	2,667988	2,08	0,037
APTR	-1,210215	0,138493	-8,74	0,000
Cap	0,103895	0,048998	2,12	0,034
EbitWa	-0,503143	0,085754	-5,87	0,000
GPS	-2,260927	0,741237	-3,05	0,002
CACL	-0,155948	0,043929	-3,55	0,000
EbitNI	0,011213	0,002383	4,70	0,000
K1	2,382258	0,763584	3,12	0,002
K2	5,269418	1,028328	5,12	0,000
K3	-2,240375	0,795353	-2,82	0,005
TAW	-0,000005	0,000001	-6,70	0,000
TACap	-0,008849	0,003574	-2,48	0,013
BGosp	2,821117	0,553813	5,90	0,000
FGosp	-0,006342	0,000846	-7,49	0,000
CR	-0,147800	0,028951	-5,11	0,000
CwW	-0,000181	0,000012	-15,14	0,000
QQR	-0,469058	0,082166	-5,71	0,000
CapL	-0,858089	0,135095	-6,35	0,000
SRTA	1,301896	0,199053	6,54	0,000
DIn	0,003173	0,000533	5,95	0,000
NIWa	0,411171	0,102682	4,00	0,000
STA	-0,188816	0,027626	-6,83	0,000
TRate	-0,457694	0,114554	-4,00	0,000
WCTA	-1,148923	0,162119	-7,09	0,000
SAR	-0,012842	0,001706	-7,53	0,000
konst.	2,024872	0,875500	2,31	0,021

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 14: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modeloma

		Model z nadomestnimi spremenljivkami (Model 1b)		Model s postopno izbiro (Model 1c)	
		Dejanska vrednost		Dejanska vrednost	
		1	0	1	0
Napovedana vrednost	1	13.725	5.580	13.533	4.926
	0	1.066	1.671	1.258	2.325

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 15: Merila napovedovalne moči modelov

Merilo	Model z nadomestnimi spremenljivkami (Model 1b)	Model s postopno izbiro (Model 1c)
Pseudo R^2	0,0745	0,1232
Test razmerja verjetnosti (statistična značilnost)	0,0000	0,0000
Delež pravilno razvrščenih enot	69,85 %	71,94 %
Napaka tipa I	38,95 %	35,11 %
Napaka tipa II	28,90 %	26,69 %
Občutljivost	92,79 %	91,49 %
Specifičnost	23,05 %	32,06 %
Indeks izboljšave	31,71 %	36,45 %

Vir: Lastni izračuni.

Vsi trije obravnavani modeli so si v vseh lastnostih zelo podobni, vendar je model s postopno izbiro kazalcev (model 1c) nekoliko boljši, model 1b, z nadomestnimi spremenljivkami pa najslabši. To je pričakovano, vendar so razlike med njimi zelo majhne. Po eni strani je lažje razlagati regresijske koeficiente pravih kazalcev, kot nekih konstruktov, pa tudi za nepoznavalca statistike je uporaba modela s faktorji nerazumljiva in tuja. Po drugi strani pa je tudi lažje in bolj smiselno uporabiti šest točno določenih in vedno istih kazalcev, kot nabor velikega števila kazalcev, ki so izključeni ali vključeni v model, glede na njihovo statistično značilnost. Zaradi tega bom v nadaljevanju, pri ostalih modelih uporabil le modele z nadomestnimi spremenljivkami (obliko modela 1b), saj se uspešnost napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, na ta način, le malenkostno zmanjša.

Vključitev velikosti podjetja (Model 2)

V sledečih modelih, za napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, bom vključil tudi kazalce za velikost podjetja. To pomeni, da bom lahko s pomočjo velikosti, kot ene od pomembnejših lastnosti podjetja, kontroliral zamude pri plačilu podjetja.

Za velikost podjetja sem uporabil tri različne kazalce velikosti, ki so bili opredeljeni že med ostalimi kazalci podjetja in izhajajo iz letnih poročil (tabela 3 na strani 26). Prvi tak kazalec je opredelitev velikosti podjetja po ZGD, ki je razdeljen v dve nepravi spremenljivki *Vel1* in *Vel2*, ki morata biti obe hkrati vključeni v model. Drugi izhaja iz obsega celotnih prihodkov podjetja (*VelTR*), tretji pa iz povprečnega števila zaposlenih v podjetju (*VelW*), oba kot naravna logaritma osnovnih kategorij.

Tabela 16 prikazuje modele napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev za vsa tri merila velikosti podjetja. Model 2a predstavlja model z vključenima spremenljivkama *Vel1* in *Vel2*, model 2b s spremenljivko *VelTR* ter model 2c z vključeno spremenljivko *VelW*. Vidimo lahko, da določene izmed uporabljenih neodvisnih spremenljivk niso statistično značilne niti pri 0,05 stopnji verjetnosti. Kljub temu so ohranjene v modelu, ker morajo biti smiselno vključene, saj so nadomestne spremenljivke izbor najpomembnejših spremenljivk, ki predstavljajo določene vidike poslovanja podjetja. V primeru spremenljivke *Vel1* in *Vel2*, pa ju moramo obe ohraniti v modelu, zato ker vsaka posebej ne nosi popolne informacije o velikosti podjetja.

Tabela 16: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu z vključenimi spremenljivkami velikosti

Neodvisna spremenljivka	Model 2a (<i>Vel</i>)	Model 2b (<i>VelTR</i>)	Model 2c (<i>VelW</i>)
konst.	1,75433***	1,024747***	1,512104***
NITR	-4,053757***	-4,101841***	-3,978489***
CapL	-1,976732***	-1,966834*	-1,987292***
SRTA	-0,117750*	-0,125481***	-0,099484
TRW	$-8,70 \times 10^{-06}$ ***	$-9,30 \times 10^{-06}$ ***	$-8,12 \times 10^{-06}$ ***
DSO	0,002179***	0,002270***	0,002239***
K4	4,131535***	4,144968***	4,226158***
Vel1	0,072142	-	-
Vel2	0,219022*	-	-
VelTR	-	0,059434***	-
VelW	-	-	0,079071***

Opombe:

*Statistično značilen Waldov test pri 0,100.

**Statistično značilen Waldov test pri 0,050.

***Statistično značilen Waldov test pri 0,001.

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 17 prikazuje število podjetij glede na njihovo dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedano vrednost s pomočjo vseh treh modelov, tabela 18 pa strne vsa relevantna merila napovedovalne moči vseh treh modelov. Iz obeh tabel vidimo, da ima prvi model z nepravima spremenljivkama (*Vel1* in *Vel2*) največjo napovedovalno moč in najmanjše napake pri napovedovanju, čeprav je pseudo R^2 pri tem modelu najnižji. Slednji

model prav tako izboljša napovedovalno moč modelu z nadomestnimi spremenljivkami brez vključitve velikosti podjetja, zato bom v nadaljevanju uporabil prav ta način vključevanja velikosti podjetja v analize.

Tabela 17: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z vsemi tremi modeli

		Model 2a		Model 2b		Model 2c	
		Dejanska vrednost		Dejanska vrednost		Dejanska vrednost	
		1	0	1	0	1	0
Napovedana vrednost	1	13.709	5.537	13.698	5.544	13.680	5.518
	0	1.082	1.714	1.093	1.707	1.111	1.733

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 18: Merila napovedovalne moči vseh treh modelov

Merilo	Model 2a	Model 2b	Model 2c
Pseudo R^2	0,0751	0,0753	0,0758
Test razmerja verjetnosti (statistična značilnost)	0,0000	0,0000	0,0000
Delež pravilno razvrščenih enot	69,97 %	69,89 %	69,73 %
Napaka tipa I	38,70 %	39,04 %	39,06 %
Napaka tipa II	28,77 %	28,81 %	28,74 %
Občutljivost	92,68 %	92,61 %	92,49 %
Specifičnost	23,64 %	23,54 %	23,90 %
Indeks izboljšave	31,98 %	31,80 %	31,88 %

Vir: Lastni izračuni.

Vključitev tržnega deleža podjetja (Model 3)

Tržni delež podjetja prav tako kaže na njegovo velikost, vendar predvsem na pogajalsko moč tega podjetja. Večji tržni delež, ki ga ima podjetje, ima v večini primerov tudi večjo pogajalsko moč. Če pa ima podjetje veliko pogajalsko moč, si lahko izbori večji rok za odlog plačila in tudi zapade v večjo zamudo pri plačilu. S pomočjo spremenljivke o tržnem deležu, želim kontrolirati model, bodisi za velikost samega podjetja, da bi lahko nadomestil spremenljivko velikosti podjetje, bodisi kot dodatno spremenljivko velikosti podjetja.

Spremenljivka tržni delež (*TD*), je umetno oblikovana spremenljivka, na podlagi baze podatkov letnih poročil izbranih podjetij. Ta spremenljivka ne odseva dejanskega tržnega deleža podjetja, ki je med drugim zelo težko dostopen podatek, ampak na hitro oceni okvirni tržni delež podjetja. Definirana je kot skupni prihodki podjetja (*TR*), deljeno s seštevkom skupnih prihodkov celotne dejavnosti, glede na oblikovano spremenljivko *skdPOD*, ki predstavlja področje po SKD razdelitvi, z manjšimi prilagoditvami (za SKD in opredelitev spremenljivke *skdPOD* glej priloga 2). Tabela 19 prikazuje model z nadomestnimi

spremenljivkami za napovedovanje zamude pri plačilu, z vključenim tržnim deležem (model 3a) ter model z nadomestnimi spremenljivkami, nepravimi spremenljivkami, za velikost podjetja in tržnim deležem podjetja (model 3b).

Tabela 19: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu z vključeno spremenljivko tržnega deleža (*TD*)

Neodvisna spremenljivka	Model 3a (<i>TD</i>)	Model 3b (<i>Vel</i> , <i>TD</i>)
konst.	1,788897***	1,770243***
NITR	-4,129125***	-4,037263***
CapL	-1,923025***	-1,976013***
SRTA	-0,2042059**	-0,1583064**
TRW	$-8,01 \times 10^{-06}$ ***	$-8,54 \times 10^{-06}$ ***
DSO	0,0023497***	0,0022601***
K4	4,016176***	4,02792***
TD	-18,85445**	-28,25733***
Vel1	-	0,0849986*
Vel2	-	0,2839789***

Opombe:

*Statistično značilen Waldov test pri 0,100.

**Statistično značilen Waldov test pri 0,050.

***Statistično značilen Waldov test pri 0,001.

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 20 prikazuje število podjetij glede na njihovo dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedano vrednost s pomočjo obeh modelov, tabela 21 pa strne vsa relevantna merila napovedovalne moči obeh modelov. Iz slednjega vidimo, da samo spremenljivka *TD* (model 3a) izboljša model v primerjavi z osnovnim modelom, vendar glede na delež pravilno razvrščenih enot prinese manjšo učinkovitost, kot samo spremenljivke velikosti. V primeru vključitve tržnega deleža in velikosti podjetja s spremenljivkama *Vel1* in *Vel2*, pa se tako izboljša delež pravilno razvrščenih enot in zmanjša napake ter poveča občutljivost in specifičnost. Iz tega lahko sklepamo, da spremenljivka tržnega deleža izboljša napovedovalno učinkovitost modela napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev in jo je zato smiselno vključiti v analizo. Po drugi strani pa je tukaj veliko vprašanje pravilnega izračuna te spremenljivke in njene uporabne vrednosti, saj je dostop do tržnega deleža zelo težaven.

Tabela 20: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modeloma

		Model 3a		Model 3b	
		Dejanska vrednost		Dejanska vrednost	
		1	0	1	0
Napovedana vrednost	1	13.741	5.572	13.717	5.527
	0	1.050	1.679	1.074	1.724

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 21: Merila napovedovalne moči modelov

Merilo	Model 3a	Model 3b
Pseudo R^2	0,0749	0,0759
Test razmerja verjetnosti (statistična značilnost)	0,0000	0,0000
Delež pravilno razvrščenih enot	69,69 %	70,05 %
Napaka tipa I	38,48 %	38,38 %
Napaka tipa II	28,85 %	28,72 %
Občutljivost	92,90 %	92,74 %
Specifičnost	23,16 %	23,78 %
Indeks izboljšave	31,95 %	32,17 %

Vir: Lastni izračuni.

Vključitev dejavnosti podjetja (Model 4)

V nadaljevanju bom preučil vpliv dejavnosti delovanja podjetja (glede na opredelitev SKD), na napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij. Mramor in Mramor-Kosta (1997, str. 338) sta ugotovila, da se statistični modeli medsebojno razlikujejo po posameznih dejavnostih.

Spremenljivko dejavnosti podjetja bom, zaradi lastnosti logistične regresije, da uporaba nominalnih diskretnih spremenljivk ni primerna, vključil v model kot serijo nepravih spremenljivk, ki s pomočjo vrednosti 0 in 1 določajo dejavnost (postopek je enak kot pri spremenljivkah velikosti *Vel1* in *Vel2* opredeljenih v razdelku 4.4.1). Za opredelitev dejavnosti podjetja, bom na tem mestu uporabil področje (enočrkovna označba) po SKD opredelitvi, oziroma definirano spremenljivko *skdPOD* (priloga 2 opredeljuje SKD klasifikacijo in novo ustvarjeno spremenljivko *skdPOD*). Ker zaseda slednja spremenljivka vrednosti med 1 in 11, ni primerna za neposredno uporabo v logistični regresiji, zato je pretvorjena v deset nepravih spremenljivk od *skd1* do *skd10*. Vrednost *skdPOD*=1 je pretvorjena tako, da je *skd1*=1, ostale pa nič; *skdPOD*=2 predstavlja *skd2*=1, ostale pa nič itd. Tabela 22 prikazuje število podjetij v posameznih dejavnostih, definiranih na zgoraj opisani način.

Tabela 22: Število podjetij po dejavnostih oziroma vrednostih spremenljivke *skdPOD*

<i>skdPOD</i>	Področje	Število podjetij
1	A, B	525
2	C	103
3	D	7.545
4	E	286
5	F	2.113
6	G	6.503
7	H	941
8	I	712
9	J	104
10	K	2.462
11	L, M, N, O	746

Vir: Lastna obdelava.

Tabela 23 na strani 51 prikazuje vse tri modele z vključitvijo panoge dejavnosti podjetja. Model 4a vsebuje osnovni model z nadomestnimi spremenljivkami in desetimi spremenljivkami za panogo podjetja, model 4b poleg predhodnega vključuje še spremenljivki velikosti ter model 4c še dodatno tržni delež podjetja.

Tabela 24 na strani 51 prikazuje število podjetij, glede na njihovo dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedano vrednost s pomočjo vseh treh modelov, tabela 25 (na strani 52) pa strne vsa relevantna merila napovedovalne moči vseh treh modelov. Vidimo lahko, da vključitev panoge v analizo, jasno izboljša napovedovalno moč modelov, tako z vidika deleža pravilno razvrščenih enot, kot manjših napak pri napovedi. Vsi trije modeli so si medsebojno zelo podobni oziroma med njimi ni večje razlike v uspešnosti napovedovanja zamude pri plačilu do dobaviteljev slovenskih podjetij.

Tabela 23: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu z vključitvijo panoge delovanja podjetja

Neodvisna spremenljivka	Model 4a (<i>skd</i>)	Model 4b (<i>Vel, skd</i>)	Model 4c (<i>Vel, TD, skd</i>)
konst.	1,554017***	1,548486***	1,549986***
NITR	-4,069649***	-4,024675***	-4,023615***
CapL	-2,194958***	-2,218246***	-2,218047***
SRTA	-0,4742223***	-0,4468349***	-0,4473737***
TRW	$-6,79 \times 10^{-06}$ ***	$-7,13 \times 10^{-06}$ ***	$-7,12 \times 10^{-06}$ ***
DSO	0,0031295***	0,0030787***	0,003077***
K4	2,662704***	2,686991***	2,686936***
skd1	0,7838369***	0,7770106***	0,7775035***
skd2	0,0185905	0,0191918	0,0306236
skd3	0,6855493***	0,6699187***	0,6682024***
skd4	-1,525659***	-1,54685***	-1,54627***
skd5	0,6092412***	0,6030708***	0,6021106***
skd6	0,3019284***	0,3021498***	0,3005831***
skd7	0,2653776**	0,2648261**	0,2646189**
skd8	0,3077289**	0,2944056**	0,2942002**
skd9	-2,413571**	-2,401455***	-2,392621***
skd10	0,1579678*	0,1585155*	0,1573916*
Vel1	-	0,04349	0,0440605
Vel2	-	0,1342144**	0,1372661**
TD	-	-	-125,7781

Opombe:

*Statistično značilen Waldov test pri 0,100.

**Statistično značilen Waldov test pri 0,050.

***Statistično značilen Waldov test pri 0,001.

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 24: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z vsemi tremi modeli

		Model 4a		Model 4b		Model 4c	
		Dejanska vrednost		Dejanska vrednost		Dejanska vrednost	
		1	0	1	0	1	0
Napovedana vrednost	1	13.589	5.208	13.590	5.212	13.590	5.209
	0	1.202	2.043	1.201	2.039	1.201	2.042

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 25: Merila napovedovalne moči vseh treh modelov

Merilo	Model 4a	Model 4b	Model 4c
Pseudo R ²	0,0939	0,0942	0,0942
Test razmerja verjetnosti (statistična značilnost)	0,0000	0,0000	0,0000
Delež pravilno razvrščenih enot	70,92 %	70,91 %	70,92 %
Napaka tipa I	37,04 %	37,07 %	37,03 %
Napaka tipa II	27,71 %	27,72 %	27,71 %
Občutljivost	91,87 %	91,88 %	91,88 %
Specifičnost	28,18 %	28,12 %	28,16 %
Indeks izboljšave	34,13 %	34,10 %	34,13 %

Vir: Lastni izračuni.

Vključitev preteklih zamud pri plačilu (Model 5)

Nenazadnje pa bom v model napovedovanja zamud pri plačilu vključil še podatek o preteklih zamudah pri plačilu.²¹ V tem primeru je vključena spremenljivka *DZamude2*, ki v sebi nosi informacijo o povprečnem številu dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev podjetja za isto leto, kot so finančni kazalci oziroma za eno leto nazaj, glede na preučevane zamude pri plačilu v odvisni spremenljivki. Zaradi tega je bilo v tem primeru potrebno izločiti vse tiste primere, kjer ni podatka za preteklo povprečno število dni zamude. Na ta način je bilo iz analize izločenih dodatnih 588 podjetij.

Tabela 26 prikazuje modele po vključitvi preteklih zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Model 5a pomeni model z nadomestnimi spremenljivkami in preteklimi zamudami, model 5b vključuje tudi velikost podjetja in tržni delež, model 5c pa poleg že prej naštetega tudi glavno dejavnost podjetja.

Tabela 27 na strani 53 prikazuje število podjetij, glede na njihovo dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedano vrednost s pomočjo vseh treh modelov, tabela 28 (na strani 54) pa strne vsa relevantna merila napovedovalne moči vseh treh modelov. Vidimo lahko, da vključitev spremenljivke o preteklih zamudah podjetja v veliki meri izboljša dosedanje modele. Ob vključitvi spremenljivke o pretekli zamudi, se modelom v veliki meri izboljša uspešnost napovedovanja zamud pri plačilu in se hkrati zmanjšata napaki napovedovanja. Iz tega izhaja, da je vključitev pretekle zamude pri plačilu v model zelo koristna za izboljšavo napovedovalne moči in se prav ta spremenljivka izkaže za najpomembnejšo, saj prinese največjo izboljšavo modela. Nadalje iz tega izhaja, da je preteklo obnašanje podjetja, glede zamud pri plačilu oziroma njegove plačilne navade, pomemben pokazatelj za obnašanje tega podjetja tudi v prihodnosti.

²¹ Vključitev te spremenljivke sta predlagala že Mramor in Valentinčič (2003, str. 753), ki sta ugotovila, da imajo modeli z vključenimi preteklimi zamudami pri plačilu boljše napovedovalne sposobnosti.

Tabela 26: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu z vključitvijo preteklih zamud pri plačilu

Neodvisna spremenljivka	Model 5a (<i>DZamude</i>)	Model 5b (<i>Vel, TD, DZamude</i>)	Model 5c (<i>Vel, TD, skd, DZamude</i>)
konst.	0,9486572***	0,952055***	0,836499***
NITR	-2,715626***	-2,657042***	-2,754313***
CapL	-1,352069***	-1,387952***	-1,623266***
SRTA	0,0263213	0,0272072	-0,225721**
TRW	$-5,57 \times 10^{-06}$ ***	$-5,78 \times 10^{-06}$ ***	$-4,76 \times 10^{-06}$ ***
DSO	0,000937***	,0009378***	0,0016829***
K4	2,353324***	2,278998***	1,224952**
DZamude2	0,0836475***	0,0833896***	0,0787304***
Vel1	-	0,028483	0,0018652
Vel2	-	0,2394583***	0,1182322**
TD	-	-23,31627***	-0,205965
skd1	-	-	0,5756083***
skd2	-	-	-0,1401063
skd3	-	-	0,5434585***
skd4	-	-	-1,178041***
skd5	-	-	0,4596706***
skd6	-	-	0,2197055**
skd7	-	-	0,182336
skd8	-	-	0,1870547
skd9	-	-	-1,992227***
skd10	-	-	0,1371064

Opombe:

*Statistično značilen Waldov test pri 0,100.

**Statistično značilen Waldov test pri 0,050.

***Statistično značilen Waldov test pri 0,001.

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 27: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z vsemi tremi modeli

		Model 5a		Model 5b		Model 5c	
		Dejanska vrednost		Dejanska vrednost		Dejanska vrednost	
		1	0	1	0	1	0
Napovedana vrednost	1	13.256	4.218	13.276	4.205	13.192	4.043
	0	1.242	2.738	1.222	2.751	1.306	2.913

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 28: Merila napovedovalne moči vseh treh modelov

Merilo	Model 5a	Model 5b	Model 5c
Pseudo R^2	0,1697	0,1705	0,1789
Test razmerja verjetnosti (statistična značilnost)	0,0000	0,0000	0,0000
Delež pravilno razvrščenih enot	74,55 %	74,70 %	75,07 %
Napaka tipa I	31,21 %	30,76 %	30,96 %
Napaka tipa II	24,14 %	24,05 %	23,46 %
Občutljivost	91,43 %	91,57 %	90,99 %
Specifičnost	39,36 %	39,55 %	41,88 %
Indeks izboljšave	41,92 %	41,27 %	43,10 %

Vir: Lastni izračuni.

Iz tega lahko sklepamo, da model 5c oziroma model, ki vključuje finančne kazalce, velikost podjetja, tržni delež, panogo poslovanja podjetja in pretekle zamude, najbolj napoveduje zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Poleg tega vidimo, da je tak model učinkovit tudi iz praktičnega vidika, saj razvrsti za 43,10 odstotkov več enot, kot bi jih v primeru naključnega izbora.

5.2 Spremenljivka 2

Splošni modeli (Model 6)

Odvisna spremenljivka *DZ2* je ordinalna, na lestvici od 0 do 4, in zato zahteva spremembo statistične metode v ordinalno logistično regresijo. Ordinalna je zato, ker je vrednosti mogoče razvrstiti po velikosti, v konkretnem primeru je vrednost 0 najboljša (podjetja plačujejo obveznosti v povprečju brez zamud), 4 pa najslabša (podjetja v povprečju plačujejo z več kot 31 dnevno zamudo).

Tabela 29 prikazuje modele ordinalne logistične regresije v primeru faktorjev in nadomestnih spremenljivk, kot neodvisnih spremenljivk, tabela 30 pa model z vsemi finančnimi kazalci s postopno izbiro, tako da se model prične z vsemi neodvisnimi vključenimi spremenljivkami, nato pa se jih s pomočjo postopne izbire izloči pri značilnosti Waldovega testa 0,10 ter vključi nazaj pri značilnosti 0,05. Presečišče v spodnjih tabelah predstavlja mejno vrednost (κ_i) ordinalnega logističnega modela, med katero se mora vrednost funkcije z naključno napako nahajati, za uvrstitev v določen razred odvisne spremenljivke.

Tabela 29: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu za splošne modele s faktorji in nadomestnimi spremenljivkami

Neodvisna spremenljivka	Model s faktorji (Model 6a)	Neodvisna spremenljivka	Model z nadomestnimi spremenljivkami (Model 6b)
f1	-.4384786***	NITR	-4.339869***
f2	-.6049***	CapL	-2.238243***
f3	.0599527***	SRTA	-.2882225***
f4	-.4456954***	TRW	-.0000104***
f5	.2612749***	DSO	.0028992***
f6	.3171774***	K4	4.943813***
presečišče 1	-.8523534	presečišče 1	-2.021441
presečišče 2	1.103486	presečišče 2	-.1240837
presečišče 3	1.947655	presečišče 3	.7014436
presečišče 4	2.477436	presečišče 4	1.222703

Opombe:

*Statistično značilen Waldov test pri 0,100.

**Statistično značilen Waldov test pri 0,050.

***Statistično značilen Waldov test pri 0,001.

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 30: Regresijski koeficienti in njihova statistična značilnost za modele zamud pri plačilu za splošni model s postopno izbiro neodvisnih spremenljivk (Model 6c)

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
CFTA	-3,049283	0,428217	-7,12	0,000
CFTR	-2,525146	0,549677	-4,59	0,000
CFD	0,446808	0,105971	4,22	0,000
CFCap	0,323357	0,059134	5,47	0,000
WaiC	0,841225	0,287949	2,92	0,003
TACap	-0,011340	0,002946	-3,85	0,000
NITR	-9,389981	2,839067	-3,31	0,001
NIS	5,598553	2,561785	2,19	0,029
ARTR	1,793476	0,179601	9,99	0,000
SRF	-0,732101	0,383178	-1,91	0,056
TRate	-0,486269	0,092440	-5,26	0,000
GPS	-1,874564	0,579038	-3,24	0,001
CACL	-0,278449	0,040007	-6,96	0,000
EbitNI	0,010852	0,001666	6,51	0,000
K1	1,212749	0,623406	1,95	0,052
K2	7,960256	0,819104	9,72	0,000
K3	-3,586263	0,705732	-5,08	0,000
APTR	-1,116565	0,140115	-7,97	0,000
CATA	-0,363259	0,199874	-1,82	0,069

BGosp	1,624426	0,496754	3,27	0,001
FGosp	-0,006615	0,000829	-7,98	0,000
CR	-0,231087	0,049026	-4,71	0,000
QR	0,158242	0,062955	2,51	0,012
QQR	-0,792958	0,083132	-9,54	0,000
SExp	0,101757	0,050186	2,03	0,043
WCTA	-1,728728	0,368304	-4,69	0,000
DIn	0,002751	0,000506	5,44	0,000
DPDSO	0,000463	0,000181	2,95	0,011
STA	-0,205725	0,024375	-8,44	0,000
WaW	0,000176	0,000067	2,62	0,009
SIn	-0,000079	0,000026	-3,03	0,002
SAR	-0,013690	0,001566	-8,74	0,000
SRTA	1,599683	0,330303	4,84	0,000
NIW	0,000094	0,000015	6,39	0,000
Cap	0,064463	0,035682	1,81	0,071
CapL	-0,964997	0,113240	-8,52	0,000
EbitWa	-0,449958	0,061018	-7,37	0,000
CwW	-0,000361	0,000051	-7,11	0,000
SW	-0,000001	0,000001	-1,70	0,089
TAW	-0,000006	0,000001	-7,27	0,000
presečišče 1	-5,120277	0,850155		
presečišče 2	-3,080605	0,849716		
presečišče 3	-2,209841	0,849513		
presečišče 4	-1,669201	0,849449		

Vir: Lastni izračuni.

Ordinalna logistična regresija s pomočjo statističnega paketa STATA napove verjetnost, da se določena enota nahaja v točno določenem razredu. Tako so ustvarjene nove spremenljivke, za vsak posamezen razred odvisne spremenljivke (v tem primeru 5 razredov). Če je verjetnost v določenem razredu večja od 0,50 lahko sklepamo, da se ta enota dejansko nahaja v tem razredu (Kriterij 1). Tako napovedane vrednosti odvisne spremenljivke, v odvisnosti od dejanske vrednosti, prikazuje tabela 31. Pri tem načinu razvrščanja se pojavi velika slabost ordinalnega logističnega modela. Če postavimo zahtevo za verjetnost večjo od 0,50, za uvrstitev v določen razred, model napove vrednost odvisne spremenljivke le za določen del preučevanih enot. V tem primeru je napovedana vrednost odvisne spremenljivke le za 3.584 enot izmed vseh 22.042 enot, kar predstavlja le 16,26 odstotkov razvrščenih enot.

Tabela 31: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modelom za model 6a s faktorji (Kriterij 1)

		Dejanska vrednost					Skupaj
		0	1	2	3	4	
Napovedana vrednost	0	2.168	1.141	74	18	35	3.436
	1	0	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0	0
	4	31	35	15	13	54	148
Skupaj		2.199	1.176	89	31	89	3.584

Vir: Lastni izračuni.

Po drugi strani pa lahko za merilo uvrstitve, v določen razred, vzamemo največjo verjetnost, da se odvisna spremenljivka nahaja v tem razredu, tudi če verjetnost ne presega 0,50 (Kriterij 2). Na ta način, s pomočjo ordinalnega logističnega modela, napovemo vrednost odvisne spremenljivke za vse enote v opazovanem vzorcu. Tako napoved prikazuje tabela 32.

Tabela 32: Obravnavana podjetja glede na dejansko vrednost odvisne spremenljivke in napovedi z modelom za model 6a s faktorji (Kriterij 2)

		Dejanska vrednost					Skupaj
		0	1	2	3	4	
Napovedana vrednost	0	3.134	1.978	182	57	80	5.431
	1	3.998	6.541	2.400	1033	1918	15.890
	2	0	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0	0
	4	119	164	114	79	245	721
Skupaj		7.251	8.683	2.696	1.169	2.243	22.042

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 33 prikazuje merila uspešnosti napovedovanja vseh treh zgoraj opredeljenih modelov. Prvi stolpec za vsak model prikazuje uspešnost v primeru prvega kriterija, drugi pa v primeru drugega kriterija. Za model s faktorji lahko vidimo, da je celotna uspešnost veliko večja v prvem primeru, vendar le če upoštevamo 16,26 odstotkov napovedanih enot, lahko sklepamo, da je dejanski delež pravilno razvrščenih enot le 10,08 odstotkov. V drugem primeru pa vidimo, da sta napaki veliko manjši, vendar pa je delež pravilno razvrščenih enot izjemno nizek. Odstotek manjši od 50 je slab rezultat, saj bi že z naključnim metom kovanca, dosegli vsaj 50-odstotno uspešnost. Uspešnost ostalih dveh modelov je precej podobna, nobeden od njih pa ne preseže vrednosti 50 odstotkov pravilno razvrščenih enot, po drugem napovedovalnem kriteriju.

Tabela 33: Merila napovedovalne moči vseh treh zgoraj opredeljenih modelov

Merilo	S faktorji (Model 6a)		Z nadomestnimi spre- menljivkami (Model 6b)		S postopno izbiro (Model 6c)	
	Krit. 1	Krit. 2	Krit. 1	Krit. 2	Krit. 1	Krit. 2
Delež pravilno razvrščenih enot	62,00 %	45,10 %	59,32 %	43,72 %	62,15 %	46,10 %
Napaka tipa I	36,90 %	35,74 %	39,63 %	37,01 %	37,41 %	35,65 %
Napaka tipa II	63,51 %	26,93 %	63,83 %	27,23 %	54,13 %	26,55 %
Delež napovedanih s kriterijem 1	16,26 %	-	14,77 %	-	18,54 %	-
Pseudo R ²	0,0776		0,0620		0,0976	
Test razmerja verjetnosti	0,0000		0,0000		0,0000	

Vir: Lastni izračuni.

Vključitev velikosti, tržnega deleža, dejavnosti in preteklih zamud (Model 7)

Zaradi slabše napovedovalne moči modelov za spremenljivko 2 (DZ2) bom, s pomočjo ordinalne logistične regresije, v nadaljevanju prikazal le merila uspešnosti napovedovanja, za modele z vključenimi finančnimi kazalci, velikostjo podjetja, tržnim deležem, panogo dejavnosti in preteklimi zamudami. Tabela 34 prikazuje merila uspešnosti napovedovanja za model 7a, ki predstavlja model s faktorji, model 7b z nadomestnimi spremenljivkami ter model 7c, ki temelji na postopni izbiri vseh opredeljenih neodvisnih spremenljivk.

Tabela 34: Merila napovedovalne moči modelov 7a, 7b in 7c

Merilo	Model 7a		Model 7b		Model 7c	
	Krit. 1	Krit. 2	Krit. 1	Krit. 2	Krit. 1	Krit. 2
Delež pravilno razvrščenih enot	61,61 %	52,43 %	61,70 %	52,04 %	61,04 %	52,50 %
Napaka tipa I	25,36 %	30,76 %	26,05 %	31,63 %	24,41 %	31,21 %
Napaka tipa II	24,03 %	25,96 %	24,16 %	25,76 %	25,27 %	25,60 %
Indeks izboljšave	3,42 %	32,82 %	0,58 %	32,27 %	8,64 %	32,92 %
Delež napovedanih s kriterijem 1	51,30 %	-	47,97 %	-	57,84 %	-
Pseudo R ²	0,1637		0,1581		0,1734	
Test razmerja verjetnosti	0,0000		0,0000		0,0000	

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 34 kaže, da se je uspešnost močno povečala ob vključitvi vseh dodatnih neodvisnih spremenljivk v model. Napake napovedi so se zmanjšale, vendar je, predvsem delež pravilno razvrščenih enot v primeru odločitvenega kriterija 2, presegel mejo 50 odstotkov. Prav tako se

je delež napovedanih enot povečal do približno 50 odstotkov v primeru izbirnega kriterija 1. Iz tega izhaja, da so modeli, ki vključijo vse relevantne kazalce in lastnosti podjetij, kot neodvisne spremenljivke, veliko bolj učinkoviti in uporabni pri napovedovanju zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij, vendar so še vedno precej na meji zadovoljive uspešnosti.

5.3 Rezultati modelov po letih in test stabilnosti modela

Do sedaj sem oblikoval modele napovedovanja zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev s pomočjo binarne in ordinalne logistične regresije z različnimi neodvisnimi spremenljivkami za celotno preučevano obdobje (modeli 1 do 7). V tem razdelku, pa bom oblikoval modele za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, za vsako posamezno leto posebej, za preučevano obdobje od leta 2003 do 2006. Za vsako leto je oblikovan poseben model, z namenom preverjanja stabilnosti teh modelov. Za vsak izmed pričujočih modelov pa je izveden test stabilnosti napovedovalne uspešnosti za nadaljnja leta. To pomeni, da so s pomočjo modela, ki zajema napoved zamude pri plačilu, le za leto 2003 (leto odvisne spremenljivke) napovedane zamude pri plačilu za leta 2004, 2005 in 2006 itn.

Tabele 35 do 38 prikazujejo merila napovedovalne uspešnosti zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev za leto, za katero je model sestavljen, in za prihodnja leta proučevanega obdobja. Le v primeru leta 2006 (tabela 38), je prikazana uspešnost le za tisto leto, v katerem je bil model oblikovan, ker nadaljnjih let za test stabilnosti tega modela ni na voljo. Modeli so, v nadaljevanju, sestavljeni po obliki modela 5c, ki se je izkazal kot najbolj učinkovit. To pomeni, da kot neodvisne spremenljivke nastopajo nadomestne spremenljivke, velikost, tržni delež, dejavnost ter pretekle zamude, vendar so zajeti podatki le za točno določeno leto posebej.

Tabela 35: Merila napovedovalne moči modela za leto 2003 v posameznih letih

Merilo	2003	2004	2005	2006
Delež pravilno razvrščenih enot	75,52 %	73,78 %	73,66 %	74,52 %
Napaka tipa I	31,15 %	27,55 %	32,56 %	33,99 %
Napaka tipa II	23,13 %	25,92 %	24,90 %	23,51 %
Občutljivost	92,43 %	92,29 %	90,90 %	90,64 %
Specifičnost	37,57 %	38,57 %	38,47 %	39,49 %
Indeks izboljšave	42,60 %	41,95 %	40,33 %	40,97 %

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 36: Merila napovedovalne moči modela za leto 2004 v posameznih letih

Merilo	2004	2005	2006
Delež pravilno razvrščenih enot	73,84 %	73,13 %	74,36 %
Napaka tipa I	30,90 %	36,40 %	36,75 %
Napaka tipa II	24,85 %	24,16 %	22,48 %
Občutljivost	89,76 %	88,00 %	88,10 %
Specifičnost	43,55 %	42,79 %	44,51 %
Indeks izboljšave	42,08 %	39,13 %	40,60 %

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 37: Merila napovedovalne moči modela za leto 2005 v posameznih letih

Merilo	2005	2006
Delež pravilno razvrščenih enot	74,06 %	74,50 %
Napaka tipa I	31,24 %	33,84 %
Napaka tipa II	24,74 %	23,59 %
Občutljivost	91,39 %	90,79 %
Specifičnost	38,70 %	39,10 %
Indeks izboljšave	41,23 %	40,93 %

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 38: Merila napovedovalne moči modela za leto 2006 v tem letu

Merilo	2006
Delež pravilno razvrščenih enot	79,86 %
Napaka tipa I	28,39 %
Napaka tipa II	17,19 %
Občutljivost	89,08 %
Specifičnost	59,83 %
Indeks izboljšave	53,35 %

Vir: Lastni izračuni.

Večinoma je skozi vsa leta in za vse modele značilno, da napovedovalna moč pade bolj, kot se oddaljujemo od leta oblikovanja modela, edina izjema je leto 2006. Čeprav se skozi leta napoved slabša, je razlika zelo majhna, v letu 2006 pa se v večini primerov napoved še celo izboljša. Prav tako je napoved zamude pri plačilu modela iz leta 2006 najboljša. Čeprav so modeli napovedovanja zamude pri plačilu časovno občutljivi, oziroma skozi čas zastarajo, je izguba napovedovalne moči majhna. Zaključim lahko, da je tako oblikovane modele mogoče uporabiti še v nekaj prihodnjih letih.

5.4 Spremembe odvisnih spremenljivk

V tem podpoglavju želim pregledati vpliv spremembe odvisnih spremenljivk na rezultate modelov. Odvisne spremenljivke bom oblikoval na drugačen način, oziroma spremenil meje

števila dni zamude pri plačilu. Tabela 39 prikazuje na novo definirane odvisne spremenljivke od DZ3 do DZ6.

Tabela 39: Opredelitev novih odvisnih spremenljivk

Spremenljivka	Vrednost	Interval povprečnega števila dni zamude pri plačilu obveznosti	Število podjetij po skupinah
Spremenljivka 3: DZ3 (binarna)	0	5 dni zamude	13.370
	1	6 ali več dni zamude;	8.672
Spremenljivka 4: DZ4 (binarna)	0	10 dni zamude	15.934
	1	11 ali več dni zamude;	6.108
Spremenljivka 5: DZ5 (ordinalna)	0	5 dni zamude	13.370
	1	od 6 do 15 dni zamude	4.168
	2	od 16 do 25 dni zamude	1.768
	3	od 26 do 35 dni zamude	808
	4	36 ali več dni zamude	1.928
Spremenljivka 6: DZ6 (ordinalna)	0	10 dni zamude	15.934
	1	od 11 do 20 dni zamude	2.696
	2	od 21 do 30 dni zamude	1.169
	3	od 31 do 40 dni zamude	610
	4	41 ali več dni zamude	1.633

Vir: Lastno oblikovanje.

Pri *DZ3* in *DZ4* je meja za vrednost nič premaknjena na 5 oziroma 10 dni, ker predvidevam, da je zamuda pri plačilu do 5 oziroma 10 dni majhna, in v večini poslovnih odnosov sprejemljiva. Izhajam iz tega, da je opredelitev na nič dni zamude preveč rigorozna in je majhno odstopanje dovoljeno. Pri drugih dveh spremenljivkah (*DZ5* in *DZ6*), izhajam iz enake predpostavke kot pri prejšnjih, drugi razredi pa so oblikovani v enakih 10-dnevnih razmakih.

V nadaljevanju bom predstavil le najpomembnejše povzetke takih modelov oziroma njihovo napovedovalno uspešnost. Pri tem pa bom uporabil tiste modele, ki sem jih definiral že v prejšnjih razdelkih. Zaradi enostavnosti in majhnega odstopanja pri uspešnosti bom uporabil modele z nadomestnimi spremenljivkami, ki so jim dodane lastnosti podjetij kot so velikost, tržni delež, panoga dejavnosti ter pretekle zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev (oblika modela 5c oziroma 7b).²²

²² Zaradi vključitve spremenljivke o povprečnem številu dni preteklih zamud pri plačilu (DZamude2), je potrebno izločiti iz analize enote, kjer je podatek za to spremenljivko manjkajoč, to predstavlja 588 podjetij.

Tabela 40 prikazuje mere uspešnosti napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij ob spremembi definicije odvisne spremenljivke. V primeru, ko odvisno spremenljivko spremenimo, tako da povečamo dovoljeno število dni zamude kot sprejemljivo vrednost, se uspešnost napovedovanja zamude pri plačilu izboljša. Pri spremenljivki 3, je kot sprejemljiva zamuda obravnavana povprečna zamuda do 5 dni, pri spremenljivki 4 pa do 10 dni. V obeh primerih vidimo močno povečanje deleža pravilno razvrščenih enot, zmanjšanje napake napovedi ter povečanje indeksa izboljšave (primerjava z modelom 5c, tabela 28 na strani 54). V obeh teh primerih se močno poveča število podjetij v razredu nič oziroma brez ali z majhno zamudo pri plačilu, kar povzroči premik kvalitete napovedovalne moči na stran teh podjetij. To lahko vidimo pri občutljivosti modela, saj beležimo sedaj manjši delež pravilno napovedanih enot izmed tistih podjetij, ki imajo večjo zamudo pri plačilu.

Tabela 40: Merila napovedovalne moči modelov za spremenljivki 3 in 4

Merilo	Spremenljivka 3 (DZ3)	Spremenljivka 4 (DZ4)
Pseudo R^2	0,2731	0,2712
Test razmerja verjetnosti (statistična značilnost)	0,0000	0,0000
Delež pravilno razvrščenih enot	81,23 %	82,87 %
Napaka tipa I	20,67 %	17,10 %
Napaka tipa II	14,07 %	17,29 %
Občutljivost	62,73 %	48,43 %
Specifičnost	93,30 %	96,11 %
Indeks izboljšave	60,73 %	57,30 %

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 41 pa prikazuje enaka merila, vendar za ordinalni spremenljivki 5 in 6. V teh primerih lahko prav tako zaključimo, da povišanje tolerančne meje za uvrstitev podjetja med tista brez zamude, poveča uspešnost razvrščanja enot. Če je bila uporabnost modela z osnovno definicijo odvisne spremenljivke vprašljiva, je sedaj uporabnost teh modelov veliko višja. Taki modeli še vedno napovejo pripadnost predvsem prvemu in zadnjemu razredu odvisne spremenljivke, vendar pa sta vsaj ti dve napovedi precej bolj zanesljivi. Prav tako se je praktična uporabnost zvišala, saj je indeks izboljšave nad naključnim izborom precej višji, kot v predhodnih primerih.

Tabela 41: Merila napovedovalne moči modelov za spremenljivki 5 in 6

Merilo	Spremenljivka 5 (DZ5)		Spremenljivka 6 (DZ6)	
	Kriterij 1	Kriterij 2	Kriterij 1	Kriterij 2
Delež pravilno razvrščenih enot	77,68 %	65,31 %	81,07 %	74,66 %
Napaka tipa I	21,33 %	33,02 %	17,94 %	23,82 %
Napaka tipa II	37,21 %	26,42 %	42,21 %	47,18 %
Indeks izboljšave	29,01 %	40,39 %	37,55 %	44,19 %
Delež napovedanih s kriterijem 1	75,54 %	-	88,37 %	-
Pseudo R^2	0,1804		0,1853	
Test razmerja verjetnosti (statistična značilnost)	0,0000		0,0000	

Vir: Lastni izračuni.

Povečanje tolerančne meje povprečnega števila dni zamude pri plačilu se izkaže za zelo koristno, tako s statističnega, kot tudi vsebinskega vidika, vendar pa to ne velja za vse vrednosti tolerančne meje. Povečanje te meje na 5 dni je smiselno, saj 5-dnevna zamuda pri plačilu za podjetja ne predstavlja velike ovire pri poslovanju, oziroma je za njih sprejemljiva. Vendar pa je povečanje na 10 dni že vprašljivo, ker je 10-dnevna zamuda že precej visoka, poleg tega pa postanejo tudi statistični modeli preveč pristranski oziroma v manjši meri pravilno napovejo tiste enote, ki imajo večjo zamudo pri plačilu (nizka občutljivost). Nenazadnje bi bila lahko najbolj optimalna vrednost tolerančne meje 2 dneva, saj to predstavlja zelo majhno zamudo pri plačilu. Takrat sta skupini podjetij v mojem vzorcu skoraj enakovredni, delež pravilno razvrščenih enot je 79,16 odstotkov, napaka tipa I je sicer nekoliko višja in znaša 24,82 %, vendar pa je tudi občutljivost višja in znaša 72,82 %. Nenazadnje pa dobijo s to spremembo, odvisne spremenljivke in tudi ordinalni logistični modeli, svoj pomen in uporabno vrednost.

Zaključim lahko, da je meja za določitev podjetji brez zamude oziroma z majhno zamudo, in tistimi z večjo zamudo, v obliki povprečnega števila dni zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, zelo pomembna za oblikovanje modelov za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij. Glede na izsledke v tem in prejšnjih poglavjih ter glede na to, da je določeno število dni zamude pri plačilu še sprejemljivo za dobavitelja, lahko sklenem, da je primerno odvisno spremenljivko preoblikovati. To pomeni, da za razdelitev med podjetja brez zamude ter tista z zamudo pri plačilu, ne uporabimo nič dni zamude, ampak vrednost med ena in pet.

Sklep

Magistrska naloga se ukvarja z zamudami pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij med leti 2003 in 2006, natančneje z napovedovanjem zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. S tem problemom se ukvarjam, kot z enim bolj perečih problemov v slovenskem gospodarstvu, v povezavi s plačilno disciplino teh podjetij. Ker je problem

plačilne (ne)discipline oziroma zamujanja pri plačilu obveznosti trdno usidran v slovenski gospodarski vsakdan, je napovedovanje morebitne zamude kupcev zelo zanimiva in uporabna tema. V magistrskem delu sem se osredotočil neposredno na zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, saj so prav ti upniki najbolj prizadeti in najmanj zaščiteni.

S pomočjo binarne in ordinalne logistične regresije, sem opredelil statistične modele za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev. Odvisno spremenljivko povprečnega števila dni zamude obveznosti do dobaviteljev sem napovedoval z finančnimi kazalci in drugimi lastnostmi podjetij. Uporabljeni so bili finančni kazalci izračunani iz letnih poročil podjetij, velikost podjetij, dejavnost ter pretekle zamude podjetij. Za modeliranje so bili uporabljeni podatki AJ PES-a in podjetja I d. o. o., ki že vrsto let zbira podatke o plačilih za slovenska podjetja. Uspešnost in uporabnost modelov pa je bila določena na podlagi različnih kriterijev opredeljenih v statistični literaturi, za vsak od oblikovanih modelov posebej. Uspešnost pa je prav tako služila za primerjavo in izbor bolj primernih modelov.

Raziskovalna hipoteza opredeljena v uvodu je bila z magistrskim delom potrjena. Glede na rezultate je moč trditi, da je mogoče oblikovati statistične modele na podlagi finančnih in drugih lastnosti podjetja, ki dovolj dobro napovedujejo zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij. Model napovedovanja ali bo podjetje imelo zamudo pri plačilu ali ne (binarna logistična regresija) je precej uspešen, saj na podlagi finančnih kazalcev, velikosti podjetja, tržnega deleža, dejavnosti ter preteklih zamud pravilno napove 75,07 odstotkov podjetij. Model, ki napoveduje zamudo pri plačilu, tudi glede na stopnjo velikosti zamude (ordinalna logistična regresija), pa je ob uporabi istih neodvisnih spremenljivk manj uspešen (le 52,50 pravilno napovedanih podjetij).

Iz tega izhaja, da so modeli z binarno logistično regresijo za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij veliko bolj uporabni od tistih, ki uporabljajo ordinalno logistično regresijo, oziroma napovedujejo tudi stopnjo velikosti zamude pri plačilu. Kakovost oblikovanih modelov in njihovo uporabnost lahko ocenimo tudi z indeksom izboljšave, ki pove za koliko so statistični modeli boljši od naključnega izbora, saj imajo prvi kar 43,10 odstotni indeks izboljšave, drugi pa 32,92. To pomeni, da prvi za 43,10 odstotkov bolje napovejo zamudo pri plačilu obveznosti do dobaviteljev od naključnega izbora enot.

Ob manj strogih zahtevah za razporeditev podjetij, glede na tiste z in tiste brez zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, pa lahko dosežemo veliko boljše rezultate modelov. To pomeni, da v skupino podjetij brez zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev vključimo tudi tista podjetja, ki beležijo izjemno majhno zamudo (npr. 2 ali 5 dni), saj izhajamo iz dejstva, da tako majhna zamuda ne predstavlja resne grožnje za dobavitelja in njegov transformacijski cikel. Tako je v primeru 5 dnevne tolerančne meje za plačilo dobavitelju, uspešnost modela kar 81,23 odstotna, v primeru binarne, ter 65,31 v primeru ordinalne logistične regresije.

Eden od ciljev magistrskega dela je bil razviti model, ki bi bil uporaben tudi v praksi. Želel sem razviti model, ki bi podjetja lahko uporabila za preverjanje potencialne zamude pri plačilu njihovih kupcev, preden bi z njimi sklenila posel. To sem dosegel z uporabo izbora najpomembnejših t.i. nadomestnih spremenljivk, ki jih je le šest, so enostavno razumljive in se jih preprosto izračuna za vsako podjetje. Tako sem se izognil modelom z velikim številom začetnih spremenljivk in faktorjev, ki so za praktično uporabo težko razumljivi in zahtevni za izračun. Čeprav so se modeli napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev v obeh slednjih primerih izkazali za malenkostno boljši, sem se odločil, da je zaradi enostavnosti in razumljivosti bolj smiselno oblikovati modele z nadomestnimi spremenljivkami.

Po drugi strani pa je praktična uporabnost modela izpolnjena le, če je model uporaben vsaj še nekaj let po njegovem oblikovanju, zato sem preveril stabilnost modela skozi čas. Čeprav imajo modeli časovne omejitve pri uporabi, so se izkazali za zelo zanesljive, tudi po nekajletnem zamiku. Modeli so po preteku nekaj let sicer izgubili določeno napovedovalno moč, vendar je bila ta izguba le malenkostna. Iz tega lahko sklepam, da so oblikovani modeli uporabni tudi v prihodnosti, za praktične potrebe napovedovanja zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev.

Sklenem lahko, da so modeli za napovedovanje zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev, ki sem jih prikazal v magistrski nalogi, zadovoljivo dobri ter v praksi uporabni. Ti modeli namreč zajemajo velik vzorec slovenskih podjetij, temeljijo na podatkih podjetja I d. o. o., ki ima najdaljšo zgodovino zbiranja podatkov za zamude pri plačilu obveznosti do dobaviteljev v Sloveniji. Vsak model zajema tako finančne podatke podjetja, njegove lastnosti, kot so velikost in dejavnost, ter tudi pretekle zamude pri plačilu. To pomeni, da je vsak model nadzorovan za dejavnike, ki pomembno vplivajo na zamudo pri plačilu tega podjetja, in ni potrebno sestavljati posebnih modelov za vsako od naštetih lastnosti.

Literatura

1. Agresti Alan: Categorical data analysis. New York : John Wiley & Sons, 1990. 558 str.
2. Altman, Edward I.: Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction Of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, Oxford, 23(1968), 4, str. 589–609.
3. Altman Edward I.: The success of business failure prediction models. *Journal of Banking & Finance*, Amsterdam, 8(1984), 2, str. 171–198.
4. Altman Edward I.: Corporate financial distress and bankruptcy: a complete guide to predicting & avoiding distress and profiting from bankruptcy. New York : John Wiley & Sons, 1993. 356 str.
5. Altman Edward I., Haldeman Robert G., Narayanan P.: ZETA™ Analysis. *Journal of Banking and Finance*, Oxford, 1(1977), 1, str. 29–54.
6. Altman Edward I., Hotchkiss Edith: Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt. Hoboken (N.J.) : John Wiley & Sons, 2006. 354 str.
7. Altman Edward I., Marco Giancarlo, Varetto Franco: Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminate analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, Amsterdam, 18(1994), 3, str. 505–529.
8. Aziz M. Adnan, Dar Humayon A.: Predicting Corporate Bankruptcy: whither do we stand? *Economic Research Papers*, no. 04-01, Loughborough University, 2004. 51 str.
9. Balduino William F.: The Power of Portfolio Analytics and the New Four C's of Credit: Consistency, Compliance, Consultancy and Creativity. *Business Credit*, Columbia, 104(2002), 6, str. 38–41.
10. Barnett Vic, Lewis Toby: Outliers in statistical data. Chichester : John Wiley & Sons, 1978. 365 str.
11. Beaver William H.: Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, Oxford, 4(1966), 3, str. 71–111.
12. Beaver William H., Kennely John W., Voss William M.: Predictive Ability as a Criterion for the Evaluation of Accounting Data. *Accounting Review*, Sarasota, 43(1968), 4, str. 675–683.
13. Berg Daniel: Bankruptcy Prediction by Generalized Additive Models. *Statistical Research Report No. 1*. Oslo : University of Oslo, 2005. 36 str.
14. Bergant Živko: Sodobni pogledi na ugotavljanje uspešnosti podjetja. *Korporacijsko prestrukturiranje*. 6. letno srečanje Zveze ekonomistov Slovenije, Ljubljana, 12. februar 1998. Ljubljana : Zveza ekonomistov Slovenije, 1998, str. 87–101.
15. Bole Velimir, Jere Žiga: Dinamika in mehanizem neplačevanja. *Gospodarska gibanja*, Ljubljana, 2002, 339, str. 23–31.
16. Brigham Eugene F., Daves Phillip R.: *Intermediate Financial Management*. Mason : South-Western, Thomson Corp., 2004. 1038 str.
17. Caouette John B., Altman Edward I., Narayanan Paul: Managing credit risk: the next great financial challenge. New York : J. Wiley, 1998. 452 str.

18. Diana Tom: Credit Risk Analysis and Credit Scoring – Now And In The Future. Business Credit, Columbia, 107(2005), 3, str. 12–16.
19. Dugan Michael T., Zavgren Christine V.: Bankruptcy Prediction Research: A Valuable Instructional Tool. Issues in Accounting Education, Sarasota, 3(1988), 1, str. 48–64.
20. Fahrmeir Ludwig, Tutz Gerhard: Multivariate statistical modeling based on generalized linear models. New York : Springer-Verlag, 1994. 425 str.
21. Fensterstock Albert: Credit scoring basics. Business Credit, Columbia, 105(2003), 3, str. 10–14.
22. Fensterstock Albert: Credit scoring basics. Business Credit, Columbia, 107(2005), 3, str. 46–49.
23. Frecka Thomas J., Hopwood William S.: The Effects of Outliers on the Cross-Sectional Distributional Properties of Financial Ratios. Accounting Review, Sarasota, 58(1983), 1, str. 115–128.
24. Gatnik Igor: Boniteta podjetja. Bančni vestnik, Ljubljana, 39(1990), 4, str. 132–134.
25. Gujarati Damodar N.: Basic econometrics. Boston : McGraw Hill, 2003. 1002 str.
26. Hair Joseph F., Anderson Rolph E., Tatham Ronald L.: Multivariate data analysis: with readings. Oxford : Macmillan, 1987. 449 str.
27. Helfert Erich A.: Techniques of financial analysis : a guide to value creation. Boston : Irwin/McGraw-Hill, 2000. 556 str.
28. Higgins Robert C.: Analysis for financial management. Homewood : Business One Irwin, 1992. 387 str.
29. Hosmer David W., Lemeshow Stanley: Applied logistic regression. New York : Wiley, 2000. 375 str.
30. Johnson Richard A., Wichern Dean W.: Applied multivariate statistical analysis. Upper Saddle River : Prentice Hall, 1998. 816 str.
31. Juričič Denis: Zaznavanje nevarnosti plačilne nesposobnosti. Naše gospodarstvo, 52(2006), 3/4, str. 135–139.
32. Kavčič Slavka, Slapničar Sergeja: Vpliv sprememb slovenskih računovodskih standardov na kazalnike GZS. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, Inštitut za računovodstvo in revizijo, 2003. 35 str.
33. Keasey Kevin, Watson Robert: Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness. British Journal of Management, Chichester, 2(1991), 2, str. 89-102.
34. Kleinbaum David G.: Logistic regression : a self-learning text. New York : Springer-Verlag, 1994. 282 str.
35. Knez-Riedl Jožica: Pojmovanje in presojanje bonitete podjetja. Ljubljana : Zveza računovodij, finančnikov in revizorjev Slovenije, 2000. 206 str.
36. Knez-Riedl Jožica: Kakovost, inovativnost in boniteta podjetja - prešibko upoštevanje kakovosti poslovanja in inovativnosti pri presojanju bonitete podjetja. Organizacija, 36(2003), 9, str. 620–627.
37. Košiček Aleš: Kreditna analiza podjetja v finančnih institucijah : magistrsko delo. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 1998. 92 str, 35 pril.

38. Košmelj Blaženka: Analiza odvisnosti za vzorčne podatke. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 1998. 136 str.
39. Košmelj Blaženka, Rovan Jože: Statistično sklepanje. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2000. 312 str.
40. Kužet Zora: Verižno neplačevanje - resen problem. Večer, Maribor, 31.1.2005, str. 5.
41. Maddala G.S.: Limited-dependent and qualitative variables in econometrics. Cambridge : Cambridge University Press, 1999. 401 str.
42. Mester Loretta J: What's the point of credit scoring?. Business Review, Philadelphia, Sep/Oct 1997, str. 3–16.
43. Mlinarič Franjo: Finančna nedisciplina in zakon o finančnem poslovanju podjetij. Zbornik / 2. kongres Transport, promet, logistika. Maribor : Fakulteta za gradbeništvo, 2000, str. 111–119.
44. Moore David S., McCabe George P.: Introduction to the practice of statistics. New York : W.H. Freeman, 2003. 828 str.
45. Mramor Dušan: Sodobna finančna analiza podjetja. Simpozij o sodobnih metodah v računovodstvu, financah in reviziji: [Zbornik referatov]. Portorož : Zveza ekonomistov Slovenije in Zveza računovodij, finančnikov in revizorjev Slovenije, 1999, str. 327-338.
46. Mramor Dušan et al.: Napovedovanje plačilne sposobnosti slovenskih podjetij v obdobju 1994–1997 (skupno končno poročilo o svetovalnoraziskovalnih nalogah). Ljubljana : Ekonomska fakulteta, CISEF, 1998. 122 str.
47. Mramor Dušan, Mramor-Kosta Neža: Financial Ratios as Factors of Risk Adjusted Accounting Returns on Equity. Zopounidis Constantin, New operational approaches for financial modelling. Heidelberg : Physica-Verlag, 1997, str. 335–438.
48. Mramor Dušan, Valentinčič Aljoša: Forecasting the liquidity of very small private companies. Journal of business venturing, 18(2003), str. 745–771.
49. Ohlson James A.: Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bancruptcy. Journal of Accounting Research, Oxford, 18(1980), 1, str. 109–131.
50. Pahor Marko: Zveza med plačilno sposobnostjo oziroma dobičkonosnostjo in finančnimi kazalci. Simpozij o sodobnih metodah v računovodstvu, financah in reviziji: Zbornik referatov. Portorož : Zveza ekonomistov Slovenije in Zveza računovodij, finančnikov in revizorjev Slovenije, 1999, str. 357–366.
51. Paul Salima Y.: Trade Credit: A taste of things to come. Credit Management, februar 2007, str. 38–41.
52. Paul Salima Y.: Trade Credit: Understanding its importance. Credit Management, marec 2007a, str. 42–45.
53. Peterlin Jožko: Finančna tveganja v računovodski praksi. IKS, Ljubljana, 31(2004), 8, str. 96–106.
54. Prašnikar Janez, Pahor Marko, Cirman Andreja: Plačilna nedisciplina slovenskih podjetij in primerjava s podjetji v drugih državah. Ackermann Grit, Prašnikar Janez: Primerjajmo se z najboljšimi. Ljubljana : Časnik Finance, 2002, str. 291–314.
55. Prašnikar et al.: Analiza plačilnih navad in plačilne discipline v Sloveniji. Ljubljana : RCEF, 2002. 127 str.

56. Prusnik Matjaž: Finančna analiza za potrebe lastnika na primeru Slovenije. V Simpozij o sodobnih metodah v računovodstvu, financah in reviziji: [Zbornik referatov]. Portorož : Zveza ekonomistov Slovenije in Zveza računovodij, finančnikov in revizorjev Slovenije, 1999, str. 367–379.
57. Rees Bill: Financial analysis. London : Prentice-Hall International, 1995. 390 str.
58. Rencher Alvin C.: Methods of multivariate analysis. New York : John Wiley & Sons, 1995. 627 str.
59. Ryan Thomas P.: Modern regression methods. New York : John Wiley & Sons, 1997. 515 str.
60. Ryman-Tubb Nick: An overview of credit scoring techniques. Credit Control, Brentwood, 21(2000), 1/2, str. 39–45.
61. Sharma Subhash: Applied multivariate techniques. New York : John Wiley & Sons, 1996. 493 str.
62. Turk Ivan: Računovodski kazalniki. Revizor, Ljubljana, 7(1996), 1. str. 17-37.
63. Vabšek Stanislava K.: Optimizem v nebo, Janši slaba trojka. Finance, Ljubljana, 11.1.2007.
64. Valentinčič Aljoša: Analiza kazalcev poslovanja slovenskih podjetij po panogah v letih 1996 in 1997 z vidika plačilne sposobnosti podjetij. 31. simpozij o sodobnih metodah v računovodstvu, financah in reviziji, Portorož, 24. - 26. marca 1999. Ljubljana : Zveza ekonomistov Slovenije, Zveza računovodij, finančnikov in revizorjev Slovenije, 1999. str. 339–355.
65. Verbovšek Polona: Finančna analiza za potrebe upnika na primeru Slovenije. Simpozij o sodobnih metodah v računovodstvu, financah in reviziji. Portorož : Zveza ekonomistov Slovenije 1999, str. 381–393.
66. Walton Peter J.: Financial statement analysis : an international perspective. London : Business Press, Thomson Learning, 2000. 305 str.
67. Watson Collin J.: Multivariate Distributional Properties, Outliers, and Transformation of Financial Ratios. Accounting Review, Sarasota, 65(1990), 3, str. 682–695.
68. White Gerald I., Sondhi Ashwinpaul C., Fried Dov: The analysis and use of financial statements. Hoboken : John Wiley & Sons, 2003. 767 str.

Viri

1. Baza podatkov letnih poročil gospodarskih družb v Sloveniji 2001–2005. Ljubljana : AJPES, 2006.
2. Boot Arnoud W. A.: Executive Seminar on Credit Analysis. Amsterdam, maj 2002. 55 str.
3. Commission Recommendation of 12 May 1995 on payment periods in commercial transactions - 95/198/EC (Uradni list EU L 127, z dne 10. 06. 1995).
4. Direktiva 2000/35/ES Evropskega parlamenta In Sveta z dne 29. junija 2000 o boju proti zamudam pri plačilih v trgovinskih poslih (Uradni list EU L 200, z dne 8. 8. 2000).

5. European Payment Index – Spring 2006, Intrum Justitia, 2006. [URL: <http://www.europeanpayment.com/index.cfm?act=EPIndex>]
6. European Payments Habits Survey, NOP, 1997.
7. Glavna dejavnost, Statistični urad Republike Slovenije (SURS). [URL: http://www.stat.si/vodic_oglej.asp?ID=44&PodrocjeID=14], 3.11.2006.
8. Insolvenzen in Europa 2006/07, Creditreform, 2007. [URL: http://www.creditreform.de/Deutsch/Creditreform/Aktuelles/Creditreform_Analysen/Insolvenzen_in_Europa/index.jsp],
9. Kompara Mojca: Slovarček krajšav, Inštitut za slovenski jezik Frana Ramovša ZRC SAZU. [URL: <http://bos.zrc-sazu.si/kratice.html>], 9. 12. 2006.
10. Letna poročila – predstavitev, AJPES. [URL: <http://www.ajpes.si/dokumenti/dokument.asp?id=464>], 9. 12. 2006.
11. Metodološko navodilo za predložitev letnih poročil in drugih podatkov gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov posameznikov (Uradni list RS, št. 112/2005).
12. Pahor Marko: Discriminant analysis. Seminar 5. Gradivo za vaje pri predmeti Statistika 2. 27. 1. 2006. 17 str.
13. Plačilni ključi in povprečno število dni zamude za slovenska podjetja med leti 2002 in 2006. I poslovne informacije, d.o.o., Ljubljana, 2007.
14. Sklep o ustanovitvi Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (Uradni list RS 53/2002 z dne 20. 6. 2002).
15. Slovenski računovodski standardi, SRS 5 (2006). Slovenski inštitut za revizijo, 2005, [URL: <http://www.si-revizija.si/publikacije/index.php>], 2005.
16. Standardna klasifikacija dejavnosti (SKD), Statistični urad Republike Slovenije (SURS). [URL: http://www.stat.si/vodic_oglej.asp?ID=42&PodrocjeID=14], 3.11.2006a.
17. Stata base reference manual : release 9. Vil. 2: K-Q. College Station : Stata Press, 2005. 536 str.
18. Uredba o uvedbi in uporabi standardne klasifikacije dejavnosti (Uradni list RS, št. 2/2002 z dne 11.1.2002).
19. Uredba Sveta (ES) št. 1346/2000 z dne 29. maja 2000 o postopkih v primeru insolventnosti (Uradni list EU L 160 z dne 30. 6. 2000).
20. Zakon o finančnem poslovanju podjetij – ZFPPod (Uradni list RS 54/1999 z dne 8. 7. 1999).
21. Zakon o gospodarskih družbah, uradno prečiščeno besedilo – ZGD-UPB1 (Uradni list RS št. 15/2005 z dne 17. 2. 2005).
22. Zakon o plačilnem prometu, uradno prečiščeno besedilo – Zplap-UPB3 (Uradni list RS 110/2006 z dne 26. 10. 2006).
23. Zakon o prisilni poravnavi, stečaju in likvidaciji – ZPPSL (Uradni list RS, št. 67/1993 z dne 17.12.1993).
24. Zakon o spremembah zakona o predpisani obrestni meri zamudnih obresti - ZPOMZO-1A (Uradni list RS 105/2006 z dne 12. 10. 2006).

Seznam krajšav

Krajšava	Razlaga
AJPES	Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve
AOP	Avtomatska obdelava podatkov
ESS	Pojasnjena vsota kvadratov (explained sum of squares)
RSS	Nepojasnjena vsota kvadratov (residual or unexplained sum of squares)
SRS	Slovenski računovodski standardi
TSS	Skupna vsota kvadratov (total sum of squares)
ZFPPOd	Zakon o plačilnem poslovanju podjetij
ZGD	Zakon o gospodarskih družbah
ZPPSL	Zakon o prisilni poravnavi, stečaju in likvidaciji

Slovarček slovenskih prevodov tujih izrazov

Tuj izraz	Slovenski prevod
Adjacent-category logit	Metoda sosednjih kategorij
Backward selection	Izločitev za nazaj
Cash conversion cycle	Transformacijski proces
Continuation-ratio logit	Metoda trajnega razmerja
Credit scoring	Ocenjevanje plačilne sposobnosti
Cross-section data	Presečni podatki
Degrees of freedom	Stopnje prostosti
Dummy variable	Neprava spremenljivka
Error term	Slučajnostni odklon
Factor score	Vrednost faktorja
Fixed effects	Metoda fiksnih učinkov
Forward selection	Vključitev vnaprej
Generalized linear models	Generalizirani linearni modeli
Goodness-of-fit	Primernosti prileganja
Kurtosis	Sploščenost
Latent variable	Prikrita spremenljivka
Likelihood ratio test	Test razmerja verjetnosti
Log likelihood	Log verjetnost
Log likelihood function	Log verjetnostna funkcija
Maximum likelihood method	Metoda največje verjetnosti
Oblique rotation	Poševnokotna rotacija
Odds ratio	Indeks verjetnosti
Ordinary least square method	Metoda najmanjših kvadratov
Outlier	Osamelec
Proportional odds (cumulative) logit	Metoda sorazmernih verjetnosti
Random effects	Metoda naključnih učinkov
Scree plot	Diagram lastnih vrednosti

Sensitivity	Občutljivost
Skewness	Poševnost
Specificity	Specifičnost
Stepwise selection	Postopna izbira
Surrogate variables	Nadomestne spremenljivke
Time series data	Časovne vrste
Trimming	Čiščenje
Variable	Spremenljivka
Variable loading	Nalaganje spremenljivk
Winsorization	Winsorizacija

Priloge

Kazalo prilog

Priloga 1: Opredelitev velikosti podjetij po ZGD	3
Priloga 2: Opredelitev dejavnosti podjetja na podlagi Standardne klasifikacije dejavnosti	3
Priloga 3: Winsorizacija in porazdelitev podatkov	5
Priloga 4: Faktorska analiza in izbira nadomestnih spremenljivk.....	12
Priloga 5: Statistični izpisi.....	14

Kazalo tabel v prilogah

Tabela 43: Osnovna statistična merila za opredeljene finančne kazalce.....	5
Tabela 44: Test asimetričnosti in sploščenosti za normalno porazdelitev finančnih kazalcev. .	7
Tabela 45: Osnovna statistična merila za opredeljene finančne kazalce po obdelavi podatkov z winsorizacijo.....	8
Tabela 46: Test asimetričnosti in sploščenosti za normalno porazdelitev finančnih kazalcev po obdelavi podatkov z winsorizacijo	9
Tabela 47: Lastne vrednosti in deleži pojasnjene variance za posamezne faktorje	12
Tabela 48: Lastne vrednosti in deleži pojasnjene variance za izbranih šest rotiranih faktorjev	12
Tabela 49: Uteži spremenljivk na rotirane (varimax) faktorje (prikazane so le velikosti večje od 0,4).....	13
Tabela 50: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in spremenljivkama velikosti (<i>Vel1</i> in <i>Vel2</i>)	14
Tabela 51: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in spremenljivko velikosti <i>VelTR</i>	15
Tabela 52: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in spremenljivko velikosti <i>VelW</i>	15
Tabela 53: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in tržnim deležem	15
Tabela 54: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vel1</i> in <i>Vel2</i>) in tržnim deležem.....	16
Tabela 55: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in spremenljivkami za panogo	16
Tabela 56: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vel1</i> in <i>Vel2</i>) in spremenljivkami za panogo	17
Tabela 57: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vel1</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem in spremenljivkami za panogo	18

Tabela 58: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in preteklimi zamudami.....	18
Tabela 59: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem in preteklimi zamudami ..	19
Tabela 60: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami	20
Tabela 61: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 s faktorji	21
Tabela 62: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 z nadomestnimi spremenljivkami	21
Tabela 63: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 s faktorji, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami	22
Tabela 64: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami.....	22
Tabela 65: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 s postopno izbiro vseh finančnih kazalcev, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami.....	23
Tabela 66: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 3 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami	25
Tabela 67: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 4 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami	26
Tabela 68: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 5 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami.....	27
Tabela 69: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami.....	28
Tabela 70: Logistična regresija za leto 2003 za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami.....	29
Tabela 71: Logistična regresija za leto 2004 za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami.....	30
Tabela 72: Logistična regresija za leto 2005 za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vell</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami.....	31

Tabela 73: Logistična regresija za leto 2006 za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (<i>Vel1</i> in <i>Vel2</i>), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami	32
---	----

Priloga 1: Opredelitev velikosti podjetij po ZGD

Vse gospodarske družbe v slovenskem gospodarskem prostoru lahko razvrstimo v tri kategorije po velikosti in sicer na majhne, srednje velike in velike družbe. Kriterije za razdelitev družb na te kategorije lahko najdemo v Zakonu o gospodarskih družbah (v nadaljevanju ZGD, 2005). Po tem zakonu so merila za razlikovanje med temi termi kategorijami povprečno število zaposlenih (AOP 169 oz. 092 pred letom 2002), čisti prihodki od prodaje (AOP 090 oz. 050 pred letom 2002) ter vrednost aktive (AOP 001 oz. 019 pred letom 2002).

52. člen ZGD določa merila za uvrstitev družb med majhne, srednje in velike. Družbo uvrstimo med **majhne**, če izpolnjuje vsaj dve od naslednjih meril:

- povprečno število zaposlenih v poslovnem letu, ki ne presega 50,
- čisti prihodki od prodaje ne presegajo 1.700 milijonov tolarjev,
- vrednost aktive ne presega 850 milijonov tolarjev.

Srednja družba je družba, ki ni majhna družba in izpolnjuje vsaj dve od naslednjih meril:

- povprečno število zaposlenih v poslovnem letu, ki ne presega 250,
- čisti prihodki od prodaje ne presegajo 6.800 milijonov tolarjev,
- vrednost aktive ne presega 3.400 milijonov tolarjev.

Nenazadnje pa so **velike** vse tiste družbe, ki po prejšnjih opredelitvah niso niti majhne niti srednje. Ne glede na ostale dejavnike pa so slednje vedno opredeljene kot velike družbe:

- banke,
- zavarovalnice,
- družbe, ki so po 53. členu ZGD dolžne izdelati konsolidirano letno poročilo.

Priloga 2: Opredelitev dejavnosti podjetja na podlagi Standardne klasifikacije dejavnosti

Standardna klasifikacija dejavnosti (v nadaljevanju SKD) je slovenska nacionalna opredelitev za določanje glavne dejavnosti in za razvrščanje poslovnih subjektov in njihovih delov za potrebe uradnih in drugih administrativnih zbirk podatkov (registri, evidence, podatkovne baze ipd) ter za potrebe statistike in analitike v državnem in mednarodnem merilu, na različnih ravneh primerjanja in odločanja (SURS, 2006a). SKD je skoraj povsem usklajen NACE Rev.1 (Nomenclature statistique des activités économiques dans la Communauté européenne), ki je obvezna v EU in je neposredno povezana z mednarodno klasifikacijo

dejavnosti Združenih narodov ISIC Rev. 3 (International Standard Industrial Classification). V SKD je dodano le peto mesto v šifri za delitev razredov v nacionalne podrazrede. Poleg tega pa se SKD razlikuje od NACE Rev 1 še na treh mestih, skupina 62.3 – Vesoljski promet pa je izpuščena.

Kot že omenjeno se družbe v SKD razvršča po njihovi glavni dejavnosti, ki je registrirana oziroma določena s predpisom ali z aktom o ustanovitvi. Če je to le ena, je tista njihova glavna dejavnost. Če pa se družba ukvarja z več dejavnostmi, je njihova glavna dejavnost tista, s katero ustvarja največji delež dodane vrednosti (SURs, 2006).

Vsaka postavka dejavnosti je določena s šifro in nazivom. SKD ima hierarhično razčlenbo in določa naslednje ravni dejavnosti (Uredba o uvedbi in uporabi standardne klasifikacije dejavnosti, 2002):

- področje (označeno z eno črko),
- podpodročje (označeno z dvema črkama),
- oddelek (označen z dvomestno številčno oznako),
- skupina (označena s trimestno številčno oznako),
- razred (označen s štirimestno številčno oznako),
- podrazred (označen s petmestno številčno oznako).

Tabela 42 na strani 5 opredeljuje dejavnosti in njihove nazive na ravni oddelka po SKD klasifikaciji iz leta 2002. Prikazana je razdelitev dejavnosti glede na področje (označeno z eno črko). Poleg tega je pa prikazana tudi novoustvarjena spremenljivka *skdPOD*, ki služi kot spremenljivka za napovedovanje zamud pri plačilu obveznosti do dobaviteljev slovenskih podjetij, v okviru tega magistrskega dela. Ta spremenljivka je načeloma sestavljena glede na enočrkovno področje dejavnosti SKD, z majhnimi izjemami. Določena področja so združena v eno, tako da to ustreza smiselni obravnavi ter zaradi manjšega števila podjetij v tem nivoju razdelitve. Področji A in B sta združeni v eno, ki predstavlja primarni sektor gospodarstva, področja L, M, N in O pa so prav tako združena v eno in skupaj predstavljajo javni sektor v gospodarstvu. Za področji P in Q ni definirana vrednost *skdPOD*, ker za ti dve področji ne ustreza nobeno podjetje v bazi izbranih podjetij za to magistrsko delo.

Tabela 42: SKD klasifikacija na ravni področja ter definicija *skdPOD*

<i>skdPOD</i>	Področje	Naziv
1	A	KMETIJSTVO, LOV, GOZDARSTVO
	B	RIBIŠTVO IN RIBIŠKE STORITVE
2	C	RUDARSTVO
3	D	PREDELOVALNE DEJAVNOSTI
4	E	OSKRBA Z ELEKTRIČNO ENERGIJO, PLINOM IN VODO
5	F	GRADBENIŠTVO
6	G	TRGOVINA, POPRAVILA MOTORNIH VOZIL IN IZDELKOV ŠIROKE PORABE
7	H	GOSTINSTVO
8	I	PROMET, SKLADIŠČENJE IN ZVEZE
9	J	FINANČNO POSREDNIŠTVO
10	K	POSLOVANJE Z NEPREMIČNINAMI, NAJEM IN POSLOVNE STORITVE
11	L	DEJAVNOST JAVNE UPRAVE IN OBRAMBE, OBVEZNO SOCIALNO ZAVAROVANJE
	M	IZOBRAŽEVANJE
	N	ZDRAVSTVO IN SOCIALNO VARSTVO
	O	DRUGE JAVNE, SKUPNE IN OSEBNE STORITVENE DEJAVNOSTI
-	P	ZASEBNA GOSPODINJSTVA Z ZAPOSLENIM OSEBJEM
-	Q	EKSTERITORIALNE ORGANIZACIJE IN ZDRUŽENJA

Vir: Uredba o uvedbi in uporabi standardne klasifikacije dejavnosti, 2002; Lastno oblikovanje.

Priloga 3: Winsorizacija in porazdelitev podatkov

Tabela 43: Osnovna statistična merila za opredeljene finančne kazalce

Spremenljivka	Minimum	1. centil	5. centil	Aritmetična sredina	95. centil	99. centil	Maksimum	Asimetričnost	Sploščenost
CFTA	-6,83018	-0,18483	-0,03765	0,083678	0,236434	0,355247	1,202813	-16,044	842,3937
CFTR	-22,2189	-0,22864	-0,03188	0,062507	0,216613	0,344372	2,160414	-57,8906	4734,826
CFD	-244,565	-0,37238	-0,0621	0,201717	0,780137	1,803818	27,34167	-111,72	14771,9
CFCap	-204,703	-1,30998	-0,12617	0,449819	0,826356	1,856162	3608,333	146,143	22001,42
ROE	-233,982	-2,16406	-0,35209	0,050119	0,451613	0,746906	1580,667	134,0318	19915,36
ROA	-7,39099	-0,25042	-0,08341	0,033143	0,163921	0,273488	1,13974	-20,979	1200,262
NITR	-24,6708	-0,31602	-0,0785	0,017097	0,134827	0,239937	2,001456	-64,6282	5276,03
NIS	-390,043	-0,33275	-0,08103	0,002733	0,141681	0,261408	10,35646	-150,14	22855,78
NICap	-2720,53	-4,32	-0,69505	4,568898	10,34033	37,7772	22816,5	116,1056	15634,31
NICLR	-216,784	-0,94701	-0,19038	0,033889	0,32023	0,563375	89,79089	-85,7422	11329,95
EbitS	-268,896	-0,37815	-0,0903	0,016044	0,166705	0,28751	0,862511	-148,965	22607,71
GPS	-123,745	0,047233	0,092606	0,352831	0,71388	0,965533	19,40189	-126,278	18287,59
EbitTA	-7,37478	-0,25446	-0,08516	0,048398	0,197668	0,335495	1,442086	-16,4912	809,5534
EbitNI	-5676	-26,24	-1,81978	4,636104	11,87342	53,92661	22843	96,45728	12574,76
K1	-3,8495	0,034102	0,073702	0,308876	0,674717	0,911597	17,54351	22,96857	1402,301
K2	-1,93413	-0,10124	-0,01901	0,01776	0,067991	0,150224	3,544018	18,20916	898,727
K3	-1,02381	0,650046	0,8281	0,964226	1,059703	1,281738	24,84031	57,06218	4599,986
K4	-1,93537	-0,16275	-0,03823	0,013285	0,068495	0,15715	9,863046	50,05726	4395,768
CGosp	0,038955	0,732365	0,90614	1,036358	1,192275	1,41355	10,14033	16,27912	984,4018
BGosp	0,003705	0,724741	0,917485	1,04441	1,19981	1,405018	7,273284	10,99502	398,9449
FGosp	0	0	0,004454	14,55381	18,35476	176,5455	23632	56,95604	4754,179
CR	0,004672	0,192627	0,466734	1,58634	3,662207	8,223572	580,0173	86,96952	9861,012

QR	0,00406	0,091148	0,226054	1,189699	2,892864	6,829728	569,7751	91,76158	10615,97
QQR	0	0	0,000353	0,159586	0,623868	1,73122	24,99783	18,01254	577,7583
DSO	0,033025	4,418803	14,15781	108,2523	180,1503	399,6018	341045,5	149,4488	22721,37
DP	0	17,50169	36,78574	177,967	418,2974	1193,584	27233,43	27,20934	1281,545
DIn	0,001096	0,083141	0,856816	43,08611	130,0101	260,6431	4357,688	17,56449	774,9595
DPDSO	-339543	-106,861	-35,4834	69,71462	299,2378	907,6279	25024,38	-144,834	21818,23
STA	0,000106	0,124682	0,372081	1,677419	3,814453	6,014022	25,25803	3,105549	28,6579
SFA	0,000135	0,177687	0,521298	26,02666	38,14566	137,5464	256063,6	146,3208	21989,88
SIn	0,036385	1,463889	2,828532	325,8508	445,2831	4476,877	338650	41,04828	2234,418
SAR	0,001056	0,900897	1,998331	10,87892	25,42766	81,47002	10901	81,97448	7509,741
SCA	0,000511	0,305771	0,867202	3,29026	7,709504	14,53044	129,617	11,85376	307,0587
NIW	-367079	-4166,8	-1010,95	1035,186	5192,587	13190,24	178190,6	-20,0515	1849,759
NIWa	-73,6901	-1,14233	-0,30934	0,21511	1,08387	2,4932	21,71085	-26,0022	2156,092
EbitW	-359834	-4407,15	-1138,33	1403,774	6351,222	15272,62	197737	-1,1223	1009,862
EbitWa	-74,2604	-1,11859	-0,33457	0,311906	1,378346	2,879317	21,95218	-16,3678	1705,298
TRW	86,54839	3360,229	5544,898	33319,07	94179,16	247127,9	7560976	41,26608	2672,268
SW	38,7609	3225,235	5335,043	32458,45	91311,74	242869,3	7389460	41,03203	2648,266
TAW	145,1042	1308,72	2921,497	29058,79	76955,12	244926,8	4859354	21,05056	658,1723
FAW	0	84,78571	355,6745	10516,96	32541,26	94313,37	1818750	23,23668	906,9764
CwW	36,67387	1656,125	2024,929	3900,363	7146,833	10433,33	956026,1	135,6565	19959,25
WaW	22,9642	1193,444	1430,681	2796,096	5244,452	7568,714	678648,1	134,8085	19795,42
VAW	-29642	1346,716	2256,692	6600,431	15413,88	29123	1172025	66,66561	7295,577
SExp	0	0	0	0,148252	0,818174	0,962328	1	1,844119	5,162662
DiC	0	0,001437	0,005335	0,045922	0,13393	0,225727	0,63451	2,825475	16,35939
WaiC	0,002547	0,024079	0,048521	0,229956	0,53276	0,706877	0,941792	1,136841	4,324036
MATA	0	0,008805	0,035226	0,38927	0,811615	0,931329	0,994496	0,294638	2,264113
CATA	0,004384	0,030637	0,100151	0,488619	0,90314	0,97124	0,999837	0,11443	2,18976
SRTA	0,004746	0,047761	0,138961	0,53806	0,939747	0,984352	0,999983	-0,00742	2,141773
WCTA	-0,94174	-0,46168	-0,26213	0,089847	0,491542	0,693783	0,953518	0,193458	3,763438
InvTA	0	0	0,001018	0,149734	0,458265	0,669528	0,95256	1,489785	5,50554
FlnTA	0	0	0	0,099427	0,421044	0,686914	0,978515	2,21263	8,619113
CapA	4,96E-05	0,0468	0,165846	2,211834	4,65611	18,71562	1628,135	52,19181	3253,474
CapL	1,89E-05	0,020743	0,06768	0,397241	0,826938	0,927333	0,997683	0,416289	2,328087
Cap	1,86E-05	0,005465	0,018808	0,710979	1	2,960804	4100	138,7565	20364,76
SRF	0,000272	0,042036	0,098048	0,44492	0,842393	0,941189	0,999007	0,23184	2,247623
DL	0,002317	0,072667	0,173062	0,602759	0,93232	0,979257	0,999981	-0,41629	2,328087
NetDL	-0,952	-0,6186	-0,37774	0,164447	0,675511	0,832081	0,97511	-0,20857	2,86166
TACap	1,002322	1,078362	1,209281	9,33339	14,77547	48,20909	52861,67	135,6802	19644,29
ARTR	0	0,010336	0,035834	0,239038	0,502895	0,999039	24,11609	21,66607	798,6539
APTR	0,00017	0,045073	0,080796	0,306441	0,689777	1,508423	44,74358	39,08178	2381,427
CACL	0	0,043926	0,160024	1,006244	2,201179	4,034611	563,9619	115,6682	15352,12
TIE	-66395	-166,84	-8,56323	130,8999	205,3667	1453,455	742768	102,6765	12315,61
TRate	0	0	0	0,148713	0,372093	0,838875	136,7619	108,5194	14107,77
VelTR	8,368229	10,43597	10,98353	12,95836	15,52259	17,01472	19,79769	0,703361	3,624959
VelW	1,609438	1,609438	1,791759	3,047396	5,438688	6,717805	9,128696	1,202265	4,212761
Vel1	0	0	0	0,132006	1	1	1	2,174283	5,727508
Vel2	0	0	0	0,098548	1	1	1	2,693821	8,256672

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 44: Test asimetričnosti in sploščenosti za normalno porazdelitev finančnih kazalcev.

Variable	Pr(Asimetričnost)	Pr(Sploščenost)	adj chi2(2)	Prob>chi2
CFTA	0,000	0,000	-	-
CFTR	0,000	0,000	-	-
CFD	0,000	0,000	-	-
CFCap	0,000	0,000	-	-
ROE	0,000	0,000	-	-
ROA	0,000	0,000	-	-
NITR	0,000	0,000	-	-
NIS	0,000	0,000	-	-
NICap	0,000	0,000	-	-
NICLR	0,000	0,000	-	-
EbitS	0,000	0,000	-	-
GPS	0,000	0,000	-	-
EbitTA	0,000	0,000	-	-
EbitNI	0,000	0,000	-	-
K1	0,000	0,000	-	-
K2	0,000	0,000	-	-
K3	0,000	0,000	-	-
K4	0,000	0,000	-	-
CGosp	0,000	0,000	-	-
BGosp	0,000	0,000	-	-
FGosp	0,000	0,000	-	-
CR	0,000	0,000	-	-
QR	0,000	0,000	-	-
QQR	0,000	0,000	-	-
DSO	0,000	0,000	-	-
DP	0,000	0,000	-	-
DIn	0,000	0,000	-	-
DPDSO	0,000	0,000	-	-
STA	0,000	0,000	-	-
SFA	0,000	0,000	-	-
SIn	0,000	0,000	-	-
SAR	0,000	0,000	-	-
SCA	0,000	0,000	-	-
NIW	0,000	0,000	-	-
NIWa	0,000	0,000	-	-
EbitW	0,000	0,000	-	-
EbitWa	0,000	0,000	-	-
TRW	0,000	0,000	-	-
SW	0,000	0,000	-	-
TAW	0,000	0,000	-	-
FAW	0,000	0,000	-	-
CwW	0,000	0,000	-	-
WaW	0,000	0,000	-	-
VAW	0,000	0,000	-	-
SExp	0,000	0,000	-	-
DiC	0,000	0,000	-	-

WaiC	0,000	0,000	-	-
MATA	0,000	0,000	-	-
CATA	0,000	0,000	-	-
SRTA	0,642	0,000	-	-
WCTA	0,000	0,000	-	0,000
InvTA	0,000	0,000	-	-
FInTA	0,000	0,000	-	-
CapA	0,000	0,000	-	-
CapL	0,000	0,000	-	-
Cap	0,000	0,000	-	-
SRF	0,000	0,000	-	-
DL	0,000	0,000	-	-
NetDL	0,000	0,000	-	0,000
TACap	0,000	0,000	-	-
ARTR	0,000	0,000	-	-
APTR	0,000	0,000	-	-
CACL	0,000	0,000	-	-
TIE	0,000	0,000	-	-
TRate	0,000	0,000	-	-

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 45: Osnovna statistična merila za opredeljene finančne kazalce po obdelavi podatkov z winsorizacijo

Spremenljivka	Minimum	1. centil	5. centil	Aritmetična sredina	95. centil	99. centil	Maksimum	Asimetričnost	Sploščenost
CFTA	-0,18483	-0,18483	-0,03765	0,085026	0,236434	0,355247	0,371601	0,254155	4,802806
CFTR	-0,23358	-0,22864	-0,03188	0,067675	0,216613	0,344372	0,351888	0,314475	6,052554
CFD	-0,37238	-0,37238	-0,0621	0,210117	0,780137	1,803818	1,834999	2,663034	12,70091
CFCap	-1,30998	-1,30998	-0,12617	0,269037	0,826356	1,856162	2,128088	0,263253	10,37272
ROE	-2,16406	-2,16406	-0,35209	0,066173	0,451613	0,746906	0,88411	-3,67837	23,25503
ROA	-0,25042	-0,25042	-0,08341	0,034555	0,163921	0,273488	0,292919	-0,21014	6,295276
NITR	-0,32074	-0,31602	-0,0785	0,023621	0,134827	0,239937	0,251183	-1,10355	9,889024
NIS	-0,33882	-0,33275	-0,08103	0,024326	0,141681	0,261408	0,277756	-1,0423	10,08282
NICap	-4,32	-4,32	-0,69505	2,008126	10,34033	37,7772	38,09286	4,440649	25,79536
NICLR	-0,94701	-0,94701	-0,19038	0,05861	0,32023	0,563375	0,686463	-1,89632	13,20514
EbitS	-0,39662	-0,37815	-0,0903	0,034109	0,166705	0,28751	0,298601	-1,17882	9,645197
GPS	0,045347	0,047233	0,092606	0,350846	0,71388	0,965533	0,991391	0,807947	3,410668
EbitTA	-0,25833	-0,25446	-0,08516	0,049802	0,197668	0,335495	0,350474	-0,00161	5,655909
EbitNI	-26,24	-26,24	-1,81978	2,465702	11,87342	53,92661	53,92661	3,293323	24,12392
K1	0,032622	0,034102	0,073702	0,306133	0,674717	0,911597	0,922592	0,972673	3,675271
K2	-0,11031	-0,10124	-0,01901	0,017008	0,067991	0,150224	0,153387	0,686702	8,951976
K3	0,624724	0,650046	0,8281	0,960146	1,059703	1,281738	1,293691	-0,13871	8,661214
K4	-0,17353	-0,16275	-0,03823	0,012244	0,068495	0,15715	0,163944	-0,539	9,941186
CGosp	0,038955	0,732365	0,90614	1,033214	1,192275	1,41355	1,433955	-0,40544	13,61986
BGosp	0,003705	0,724741	0,917485	1,041534	1,19981	1,405018	1,425723	-0,73377	14,7224
FGosp	0	0	0,004454	4,901045	18,35476	176,5455	177,6667	6,66366	50,54169
CR	0,004672	0,192627	0,466734	1,472022	3,662207	8,223572	8,223572	3,21534	15,8514
QR	0,00406	0,091148	0,226054	1,081771	2,892864	6,829728	6,829728	3,22508	16,12441
QQR	0	0	0,000353	0,142549	0,623868	1,73122	1,73122	3,726981	18,99651
DSO	0,033025	4,418803	14,15781	79,55503	180,1503	399,6018	426,7755	2,491448	12,23367

DP	0	17,50169	36,78574	162,1356	418,2974	1193,584	1261,639	3,80332	21,10604
DIn	0,001096	0,083141	0,856816	41,01854	130,0101	260,6431	260,6431	2,226682	9,278745
DPDSO	-107,988	-106,861	-35,4834	81,0233	299,2378	907,6279	953,0726	3,491714	19,01014
STA	0,000106	0,124682	0,372081	1,658842	3,814453	6,014022	6,040776	1,547782	6,100706
SFA	0,000135	0,177687	0,521298	9,240373	38,14566	137,5464	142,5965	4,652876	27,30486
SIn	0,036385	1,463889	2,828532	133,2519	445,2831	4476,877	4486,786	6,596291	48,73481
SAR	0,001056	0,900897	1,998331	8,525799	25,42766	81,47002	81,47002	4,371775	25,3015
SCA	0,000511	0,305771	0,867202	3,193968	7,709504	14,53044	14,58148	2,357408	10,24613
NIW	-4200,93	-4166,8	-1010,95	988,0422	5192,587	13190,24	13580,45	2,719134	13,69882
NIWa	-1,15497	-1,14233	-0,30934	0,215646	1,08387	2,4932	2,614667	1,78846	9,998636
EbitW	-4427,85	-4407,15	-1138,33	1312,638	6351,222	15272,62	15705,59	2,586305	12,55545
EbitWa	-1,14073	-1,11859	-0,33457	0,303546	1,378346	2,879317	2,981905	1,748675	8,729736
TRW	86,54839	3360,229	5544,898	30487,67	94179,16	247127,9	248318,3	3,479866	17,87866
SW	38,7609	3225,235	5335,043	29678,36	91311,74	242869,3	242869,3	3,518061	18,28241
TAW	145,1042	1308,72	2921,497	24502,36	76955,12	244926,8	256779,2	4,12651	23,45351
FAW	0	84,78571	355,6745	9255,604	32541,26	94313,37	95064,91	3,79751	20,50146
CwW	36,67387	1656,125	2024,929	3832,966	7146,833	10433,33	10523,45	1,652948	6,431199
WaW	22,9642	1193,444	1430,681	2749,452	5244,452	7568,714	7687,851	1,646714	6,280341
VAW	1173,455	1346,716	2256,692	6360,387	15413,88	29123	29731,5	2,519781	10,94509
SExp	0	0	0	0,148252	0,818174	0,962328	1	1,844119	5,162662
DiC	0	0,001437	0,005335	0,045922	0,13393	0,225727	0,63451	2,825475	16,35939
WaiC	0,002547	0,024079	0,048521	0,229956	0,53276	0,706877	0,941792	1,136841	4,324036
MATA	0	0,008805	0,035226	0,38927	0,811615	0,931329	0,994496	0,294638	2,264113
CATA	0,004384	0,030637	0,100151	0,488619	0,90314	0,97124	0,999837	0,11443	2,18976
SRTA	0,004746	0,047761	0,138961	0,53806	0,939747	0,984352	0,999983	-0,00742	2,141773
WCTA	-0,47308	-0,46168	-0,26213	0,090977	0,491542	0,693783	0,953518	0,318597	3,446613
InvTA	0	0	0,001018	0,149734	0,458265	0,669528	0,95256	1,489785	5,50554
FInTA	0	0	0	0,099427	0,421044	0,686914	0,978515	2,21263	8,619113
CapA	4,96E-05	0,0468	0,165846	1,509206	4,65611	18,71562	20,36992	4,950572	30,75901
CapL	1,89E-05	0,020743	0,06768	0,397241	0,826938	0,927333	0,997683	0,416289	2,328087
Cap	1,86E-05	0,005465	0,018808	0,354761	1	2,960804	3,024194	3,279125	17,35172
SRF	0,000272	0,042036	0,098048	0,44492	0,842393	0,941189	0,999007	0,23184	2,247623
DL	0,002317	0,072667	0,173062	0,602759	0,93232	0,979257	0,999981	-0,41629	2,328087
NetDL	-0,952	-0,6186	-0,37774	0,164447	0,675511	0,832081	0,97511	-0,20857	2,86166
TACap	1,002322	1,078362	1,209281	4,782441	14,77547	48,20909	54,66125	4,385016	25,6715
ARTR	0	0,010336	0,035834	0,220359	0,502895	0,999039	1,087316	2,028017	9,288902
APTR	0,00017	0,045073	0,080796	0,287283	0,689777	1,508423	1,60181	2,776466	13,31764
CACL	0	0,043926	0,160024	0,934009	2,201179	4,034611	4,034611	1,930613	8,367153
TIE	-186,023	-166,84	-8,56323	39,43485	205,3667	1453,455	1537	6,065087	43,86792
TRate	0	0	0	0,128448	0,372093	0,838875	0,845745	1,854613	8,084387
VelTR	8,368229	10,43597	10,98353	12,95836	15,52259	17,01472	19,79769	0,703361	3,624959
VelW	1,609438	1,609438	1,791759	3,047396	5,438688	6,717805	9,128696	1,202265	4,212761
Vel1	0	0	0	0,132006	1	1	1	2,174283	5,727508
Vel2	0	0	0	0,098548	1	1	1	2,693821	8,256672

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 46: Test asimetričnosti in sploščenosti za normalno porazdelitev finančnih kazalcev po obdelavi podatkov z winsorizacijo

Variable	Pr(Asimetričnost)	Pr(Sploščenost)	adj chi2(2)	Prob>chi2
CFTA	0,000	0,000	-	0,000
CFTR	0,000	0,000	-	-

CFD	0,000	0,000	-	-
CFCap	0,000	0,000	-	-
ROE	0,000	0,000	-	-
ROA	0,000	0,000	-	-
NITR	0,000	0,000	-	-
NIS	0,000	0,000	-	-
NICap	0,000	0,000	-	-
NICLR	0,000	0,000	-	-
EbitS	0,000	0,000	-	-
GPS	0,000	0,000	-	-
EbitTA	0,920	0,000	-	-
EbitNI	0,000	0,000	-	-
K1	0,000	0,000	-	-
K2	0,000	0,000	-	-
K3	0,000	0,000	-	-
K4	0,000	0,000	-	-
CGosp	0,000	0,000	-	-
BGosp	0,000	0,000	-	-
FGosp	0,000	0,000	-	-
CR	0,000	0,000	-	-
QR	0,000	0,000	-	-
QQR	0,000	0,000	-	-
DSO	0,000	0,000	-	-
DP	0,000	0,000	-	-
DIn	0,000	0,000	-	-
DPDSO	0,000	0,000	-	-
STA	0,000	0,000	-	-
SFA	0,000	0,000	-	-
SIn	0,000	0,000	-	-
SAR	0,000	0,000	-	-
SCA	0,000	0,000	-	-
NIW	0,000	0,000	-	-
NIWa	0,000	0,000	-	-
EbitW	0,000	0,000	-	-
EbitWa	0,000	0,000	-	-
TRW	0,000	0,000	-	-
SW	0,000	0,000	-	-
TAW	0,000	0,000	-	-
FAW	0,000	0,000	-	-
CwW	0,000	0,000	-	-
WaW	0,000	0,000	-	-
VAW	0,000	0,000	-	-
SExp	0,000	0,000	-	-
DiC	0,000	0,000	-	-
WaiC	0,000	0,000	-	-
MATA	0,000	0,000	-	-
CATA	0,000	0,000	-	-
SRTA	0,642	0,000	-	-

WCTA	0,000	0,000	-	0,000
InvTA	0,000	0,000	-	-
FInTA	0,000	0,000	-	-
CapA	0,000	0,000	-	-
CapL	0,000	0,000	-	-
Cap	0,000	0,000	-	-
SRF	0,000	0,000	-	-
DL	0,000	0,000	-	-
NetDL	0,000	0,000	-	0,000
TACap	0,000	0,000	-	-
ARTR	0,000	0,000	-	-
APTR	0,000	0,000	-	-
CACL	0,000	0,000	-	-
TIE	0,000	0,000	-	-
TRate	0,000	0,000	-	-

Vir: Lastni izračuni.

Priloga 4: Faktorska analiza in izbira nadomestnih spremenljivk

Tabela 47: Lastne vrednosti in deleži pojasnjene variance za posamezne faktorje

Faktor	Lastna vrednost	Delež pojasnjene variance	Faktor	Lastna vrednost	Delež pojasnjene variance
1	14,0472	0,2628	34	0,0184	1,0199
2	7,3149	0,3996	35	0,0108	1,0201
3	6,1089	0,5139	36	0,0092	1,0203
4	5,0918	0,6091	37	0,0042	1,0204
5	4,0592	0,6850	38	0,0039	1,0205
6	2,7086	0,7357	39	0,0023	1,0205
7	2,0647	0,7743	40	0,0000	1,0205
8	1,8462	0,8089	41	0,0000	1,0205
9	1,6483	0,8397	42	-0,0002	1,0205
10	1,3365	0,8647	43	-0,0015	1,0205
11	1,1487	0,8862	44	-0,0060	1,0204
12	1,0182	0,9052	45	-0,0070	1,0202
13	0,8202	0,9206	46	-0,0099	1,0201
14	0,7754	0,9351	47	-0,0127	1,0198
15	0,6235	0,9467	48	-0,0130	1,0196
16	0,5409	0,9569	49	-0,0154	1,0193
17	0,4687	0,9656	50	-0,0189	1,0189
18	0,4361	0,9738	51	-0,0190	1,0186
19	0,3979	0,9812	52	-0,0222	1,0182
20	0,3365	0,9875	53	-0,0239	1,0177
21	0,2938	0,9930	54	-0,0265	1,0172
22	0,2777	0,9982	55	-0,0302	1,0167
23	0,2414	1,0027	56	-0,0335	1,0160
24	0,1968	1,0064	57	-0,0404	1,0153
25	0,1467	1,0092	58	-0,0493	1,0143
26	0,1068	1,0112	59	-0,0605	1,0132
27	0,0930	1,0129	60	-0,0736	1,0118
28	0,0867	1,0145	61	-0,0885	1,0102
29	0,0797	1,0160	62	-0,0923	1,0085
30	0,0656	1,0172	63	-0,1267	1,0061
31	0,0567	1,0183	64	-0,1326	1,0036
32	0,0406	1,0191	65	-0,1927	1,0000
33	0,0292	1,0196			

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 48: Lastne vrednosti in deleži pojasnjene variance za izbranih šest rotiranih faktorjev

Faktor	Lastna vrednost	Delež pojasnjene variance
1	12,32	0,2304
2	6,86	0,3587
3	6,44	0,4792
4	5,77	0,5872
5	4,81	0,6772
6	3,13	0,7357

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 49: Uteži spremenljivk na rotirane (varimax) faktorje (prikazane so le velikosti večje od 0,4)

Spremenljivka	Faktor 1	Faktor 2	Faktor 3	Faktor 4	Faktor 5	Faktor 6	Specifičnost
CFTA	0,8543						0,1983
CFTR	0,8171						0,1545
CFD	0,5959	0,5190					0,3436
CFCap	0,6066						0,4736
ROE	0,7385						0,4100
ROA	0,9164						0,1141
NITR	0,9345						0,1037
NIS	0,9245						0,1172
NICap	0,4573						0,7621
NICLR	0,8064						0,2978
EbitS	0,8287					0,4254	0,1287
GPS			-0,4983		0,4694		0,2559
EbitTA	0,8356						0,1944
EbitNI							0,9195
K1			-0,4714		0,4168		0,2493
K2						0,7673	0,3526
K3	-0,8285						0,1986
K4						0,8363	0,2802
CGosp	0,8428						0,2456
BGosp	0,8193					0,4221	0,1424
FGosp							0,8681
CR		0,8072					0,3120
QR		0,7990					0,2913
QQR		0,4988					0,7111
DSO					0,8193		0,2814
DP					0,7616		0,2825
DIn							0,7460
DPDSO					0,4905		0,4933
STA			0,4982		-0,5700		0,3425
SFA			0,5691				0,6372
SIn							0,9662
SAR					-0,4820		0,7233
SCA					-0,6197		0,4651
NIW	0,6766			0,5709			0,1994
NIWa	0,7854			0,4094			0,2100
EbitW	0,6124			0,5781			0,1682
EbitWa	0,6973			0,4111		0,4249	0,1636
TRW				0,8844			0,1399
SW				0,8670			0,1539
TAW				0,7815			0,2426
FAW			-0,5271	0,5241			0,3839
CwW				0,6878			0,4193
WaW				0,6824			0,4328
VAW	0,4293			0,7879			0,1343
SExp							0,9829
DiC			-0,6514				0,4644
WaiC				-0,5435			0,4353

MATA			-0,8543				0,2060
CATA			0,9338				0,1238
SRTA			0,9442				0,0944
WCTA		0,7525	0,4413				0,2106
InvTA			0,5206				0,5878
FInTA							0,8033
CapA			0,4701				0,6553
CapL		0,8150					0,2078
Cap	-0,4146						0,8062
SRF		-0,6753	0,5622				0,2062
DL		-0,8150					0,2078
NetDL		-0,7620					0,2831
TACap		-0,4446					0,7189
ARTR					0,7896		0,3209
APTR		-0,4402			0,6664		0,3369
CACL		0,6274					0,5204
TIE							0,9020
TRate							0,8857

Vir: Lastni izračuni.

Priloga 5: Statistični izpisi

Tabela 50: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*)

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,053757	0,248625	-16,30	0,000
CapL	-1,976732	0,071227	-27,75	0,000
SRTA	-0,117750	0,068873	-1,71	0,087
TRW	-0,000009	0,000000	-20,14	0,000
DSO	0,002179	0,000284	7,68	0,000
K4	4,131535	0,429842	9,61	0,000
Vel1	0,072142	0,044828	1,61	0,108
Vel2	0,219022	0,051850	4,22	0,000
konst.	1,754330	0,058578	29,95	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 51: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in spremenljivko velikosti *VelTR*

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,101841	0,247917	-16,55	0,000
CapL	-1,966834	0,070813	-27,78	0,000
SRTA	-0,125481	0,068315	-1,84	0,066
TRW	-0,000009	0,000000	-19,63	0,000
DSO	0,002270	0,000283	8,03	0,000
K4	4,144968	0,429645	9,65	0,000
VelTR	0,059434	0,012310	4,83	0,000
konst.	1,024747	0,165466	6,19	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 52: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in spremenljivko velikosti *VelW*

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-3,978489	0,248859	-15,99	0,000
CapL	-1,987292	0,071088	-27,96	0,000
SRTA	-0,099484	0,068687	-1,45	0,148
TRW	-0,000008	0,000000	-19,68	0,000
DSO	0,002239	0,000283	7,93	0,000
K4	4,226158	0,430166	9,82	0,000
VelW	0,079071	0,013042	6,06	0,000
konst.	1,512104	0,072236	20,93	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 53: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in tržnim deležem

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,129125	0,248588	-16,61	0,000
CapL	-1,923025	0,070508	-27,27	0,000
SRTA	-0,204206	0,068782	-2,97	0,003
TRW	-0,000008	0,000000	-19,19	0,000
DSO	0,002350	0,000285	8,24	0,000
K4	4,016176	0,430759	9,32	0,000
TD	-1,885445	6,049573	-3,12	0,002
konst.	1,788897	0,058444	30,61	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 54: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*) in tržnim deležem

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,037263	0,248993	-16,21	0,000
CapL	-1,976013	0,071289	-27,72	0,000
SRTA	-0,158306	0,069495	-2,28	0,023
TRW	-0,000009	0,000000	-19,68	0,000
DSO	0,002260	0,000285	7,94	0,000
K4	4,027920	0,430681	9,35	0,000
TD	-2,825733	7,012538	-4,03	0,000
Vel1	0,084999	0,044965	1,89	0,059
Vel2	0,283979	0,054181	5,24	0,000
konst.	1,770243	0,058753	30,13	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 55: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in spremenljivkami za panogo

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,069649	0,253537	-16,05	0,000
CapL	-2,194958	0,073560	-29,84	0,000
SRTA	-0,474222	0,072943	-6,50	0,000
TRW	-0,000007	0,000000	-15,45	0,000
DSO	0,003130	0,000316	9,90	0,000
K4	2,662704	0,443674	6,00	0,000
skd1	0,783837	0,128796	6,09	0,000
skd2	0,018591	0,223764	0,08	0,934
skd3	0,685549	0,084668	8,10	0,000
skd4	-1,525659	0,159402	-9,57	0,000
skd5	0,609241	0,097509	6,25	0,000
skd6	0,301928	0,086925	3,47	0,001
skd7	0,265378	0,108300	2,45	0,014
skd8	0,307729	0,116037	2,65	0,008
skd9	-2,413571	0,284374	-8,49	0,000
skd10	0,157968	0,091858	1,72	0,085
konst.	1,554017	0,095091	16,34	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 56: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*) in spremenljivkami za panogo

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,024675	0,254027	-15,84	0,000
CapL	-2,218246	0,074146	-29,92	0,000
SRTA	-0,446835	0,073745	-6,06	0,000
TRW	-0,000007	0,000000	-15,38	0,000
DSO	0,003079	0,000316	9,73	0,000
K4	2,686991	0,443704	6,06	0,000
Vel1	0,043490	0,046161	0,94	0,346
Vel2	0,134214	0,053459	2,51	0,012
skd1	0,777011	0,128861	6,03	0,000
skd2	0,019192	0,223666	0,09	0,932
skd3	0,669919	0,084900	7,89	0,000
skd4	-1,546850	0,160018	-9,67	0,000
skd5	0,603071	0,097564	6,18	0,000
skd6	0,302150	0,086961	3,47	0,001
skd7	0,264826	0,108296	2,45	0,014
skd8	0,294406	0,116133	2,54	0,011
skd9	-2,401455	0,284255	-8,45	0,000
skd10	0,158516	0,091921	1,72	0,085
konst.	1,548486	0,095250	16,26	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 57: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem in spremenljivkami za panogo

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,023615	0,254087	-15,84	0,000
CapL	-2,218047	0,074153	-29,91	0,000
SRTA	-0,447374	0,073784	-6,06	0,000
TRW	-0,000007	0,000000	-15,34	0,000
DSO	0,003077	0,000316	9,72	0,000
K4	2,686936	0,443717	6,06	0,000
Vel1	0,044061	0,046232	0,95	0,341
Vel2	0,137266	0,055199	2,49	0,013
TD	-1,257781	566,214000	-0,22	0,824
skd1	0,777504	0,128881	6,03	0,000
skd2	0,030624	0,229569	0,13	0,894
skd3	0,668202	0,085253	7,84	0,000
skd4	-1,546270	0,160085	-9,66	0,000
skd5	0,602111	0,097662	6,17	0,000
skd6	0,300583	0,087249	3,45	0,001
skd7	0,264619	0,108305	2,44	0,015
skd8	0,294200	0,116145	2,53	0,011
skd9	-2,392621	0,287026	-8,34	0,000
skd10	0,157392	0,092064	1,71	0,087
konst.	1,549986	0,095492	16,23	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 58: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-2,715626	0,256790	-10,58	0,000
CapL	-1,352069	0,074475	-18,15	0,000
SRTA	0,026321	0,071149	0,37	0,711
TRW	-0,000006	0,000000	-13,20	0,000
DSO	0,000937	0,000290	3,24	0,001
K4	2,353324	0,450987	5,22	0,000
DZamude2	0,083648	0,002667	31,37	0,000
konst.	0,948657	0,063237	15,00	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 59: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-2,657042	0,257603	-10,31	0,000
CapL	-1,387952	0,075416	-18,40	0,000
SRTA	0,027207	0,073130	0,37	0,710
TRW	-0,000006	0,000000	-12,99	0,000
DSO	0,000938	0,000292	3,22	0,001
K4	2,278998	0,452470	5,04	0,000
Vel1	0,028483	0,046901	0,61	0,544
Vel2	0,239458	0,055885	4,28	0,000
TD	-2,331627	7,028019	-3,32	0,001
DZamude2	0,083390	0,002664	31,30	0,000
konst.	0,952055	0,063886	14,90	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 60: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-2,754313	0,263480	-10,45	0,000
CapL	-1,623266	0,078583	-20,66	0,000
SRTA	-0,225721	0,078000	-2,89	0,004
TRW	-0,000005	0,000000	-9,99	0,000
DSO	0,001683	0,000324	5,19	0,000
K4	1,224952	0,470058	2,61	0,009
Vel1	0,001865	0,048151	0,04	0,969
Vel2	0,118232	0,056978	2,08	0,038
TD	-0,205965	5,709466	-0,04	0,971
skd1	0,575608	0,136051	4,23	0,000
skd2	-0,140106	0,246555	-0,57	0,570
skd3	0,543459	0,089661	6,06	0,000
skd4	-1,178041	0,163071	-7,22	0,000
skd5	0,459671	0,103240	4,45	0,000
skd6	0,219706	0,091891	2,39	0,017
skd7	0,182336	0,114372	1,59	0,111
skd8	0,187055	0,122107	1,53	0,126
skd9	-1,992227	0,297938	-6,69	0,000
skd10	0,137106	0,096796	1,42	0,157
DZamude2	0,078730	0,002641	29,81	0,000
konst.	0,836499	0,101063	8,28	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 61: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 s faktorji

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
f1	-0,438479	0,013403	-32,71	0,000
f2	-0,604900	0,013995	-43,22	0,000
f3	0,059953	0,012858	4,66	0,000
f4	-0,445695	0,014424	-30,90	0,000
f5	0,261275	0,013564	19,26	0,000
f6	0,317177	0,013856	22,89	0,000
presečišče 1	-0,852353	0,015611		
presečišče 2	1,103486	0,016313		
presečišče 3	1,947655	0,020184		
presečišče 4	2,477436	0,023928		

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 62: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 z nadomestnimi spremenljivkami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-4,339869	0,193010	-22,49	0,000
CapL	-2,238243	0,060637	-36,91	0,000
SRTA	-0,288223	0,056740	-5,08	0,000
TRW	-0,000010	0,000000	-26,13	0,000
DSO	0,002899	0,000228	12,70	0,000
K4	4,943813	0,359208	13,76	0,000
presečišče 1	-2,021441	0,049964		
presečišče 2	-0,124084	0,047919		
presečišče 3	0,701444	0,048684		
presečišče 4	1,222703	0,050085		

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 63: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 s faktorji, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
f1	-0,322723	0,014087	-22,91	0,000
f2	-0,482188	0,014959	-32,23	0,000
f3	0,043144	0,015003	2,88	0,004
f4	-0,281163	0,016176	-17,38	0,000
f5	0,163851	0,015268	10,73	0,000
f6	0,171767	0,015013	11,44	0,000
Vel1	-0,029480	0,039273	-0,75	0,453
Vel2	0,032481	0,046888	0,69	0,488
TD	2,591688	5,321965	0,49	0,626
skd1	0,467031	0,111790	4,18	0,000
skd2	-0,113631	0,213600	-0,53	0,595
skd3	0,359135	0,078127	4,60	0,000
skd4	-1,047728	0,150798	-6,95	0,000
skd5	0,382785	0,086598	4,42	0,000
skd6	0,068679	0,081571	0,84	0,400
skd7	0,114209	0,097523	1,17	0,242
skd8	0,240965	0,103705	2,32	0,020
skd9	-1,526388	0,283608	-5,38	0,000
skd10	0,075009	0,084113	0,89	0,373
DZamude2	0,062417	0,001194	52,29	0,000
presečišče 1	-0,298239	0,075699		
presečišče 2	1,995747	0,077141		
presečišče 3	3,122073	0,079648		
presečišče 4	3,860155	0,082262		

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 64: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-3,027653	0,203672	-14,87	0,000
CapL	-1,889491	0,065643	-28,78	0,000
SRTA	-0,427268	0,063532	-6,73	0,000
TRW	-0,000007	0,000000	-15,24	0,000
DSO	0,002121	0,000255	8,33	0,000
K4	1,671079	0,380514	4,39	0,000

Vel1	-0,028305	0,039176	-0,72	0,470
Vel2	0,012829	0,046532	0,28	0,783
TD	1,701961	5,270735	0,32	0,747
skd1	0,661802	0,111466	5,94	0,000
skd2	-0,012636	0,212565	-0,06	0,953
skd3	0,546608	0,076903	7,11	0,000
skd4	-1,324045	0,152588	-8,68	0,000
skd5	0,532599	0,085762	6,21	0,000
skd6	0,323011	0,079171	4,08	0,000
skd7	0,240837	0,097029	2,48	0,013
skd8	0,283600	0,103208	2,75	0,006
skd9	-1,926147	0,278876	-6,91	0,000
skd10	0,154197	0,083630	1,84	0,065
DZamude2	0,064643	0,001198	53,97	0,000
presečišče 1	-1,183218	0,086174		
presečišče 2	1,086082	0,086203		
presečišče 3	2,210010	0,088204		
presečišče 4	2,949129	0,090547		

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 65: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 s postopno izbiro vseh finančnih kazalcev, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
CFTA	-2,676431	0,417155	-6,42	0,000
CFTR	-3,796416	0,773805	-4,91	0,000
CFD	0,309908	0,104926	2,95	0,003
TAW	-0,000003	0,000001	-3,54	0,000
ROE	0,258506	0,059987	4,31	0,000
CACL	-0,155983	0,039622	-3,94	0,000
Vel1	-0,130770	0,040290	-3,25	0,001
Vel2	-0,118274	0,047639	-2,48	0,013
WaiC	0,868121	0,288748	3,01	0,003
NetDL	0,195131	0,115066	1,70	0,090
APTR	-0,881050	0,121876	-7,23	0,000
TRate	-0,361832	0,095645	-3,78	0,000
GPS	-0,650424	0,263471	-2,47	0,014
DiC	2,941997	0,890394	3,30	0,001
EbitNI	0,006522	0,001739	3,75	0,000
SRTA	0,761255	0,203817	3,74	0,000

K2	3,173461	0,834738	3,80	0,000
K3	-1,393084	0,661432	-2,11	0,035
ARTR	1,335410	0,184636	7,23	0,000
CATA	-0,480093	0,182893	-2,63	0,009
BGosp	0,973149	0,398308	2,44	0,015
FGosp	-0,005427	0,000841	-6,46	0,000
CR	-0,138128	0,027038	-5,11	0,000
CwW	-0,000157	0,000012	-12,71	0,000
QQR	-0,497902	0,079425	-6,27	0,000
CapA	0,027822	0,010384	2,68	0,007
WCTA	-0,728067	0,141214	-5,16	0,000
DIn	0,001003	0,000493	2,03	0,042
CapL	-0,821164	0,160058	-5,13	0,000
STA	-0,096440	0,029119	-3,31	0,001
SFA	-0,002967	0,001307	-2,27	0,023
SIn	-0,000051	0,000027	-1,87	0,062
SAR	-0,007868	0,001724	-4,56	0,000
SCA	-0,018200	0,010982	-1,66	0,097
NIW	0,000055	0,000015	3,69	0,000
DZamude2	0,059282	0,001189	49,87	0,000
skd1	0,261178	0,116781	2,24	0,025
skd2	-0,196531	0,210889	-0,93	0,351
skd3	0,184278	0,081081	2,27	0,023
skd4	-1,035614	0,158525	-6,53	0,000
skd5	0,147883	0,090013	1,64	0,100
skd6	-0,065198	0,085070	-0,77	0,443
skd7	0,026203	0,100653	0,26	0,795
skd8	0,148150	0,106881	1,39	0,166
skd9	-1,674153	0,312463	-5,36	0,000
skd10	-0,018186	0,086198	-0,21	0,833
EbitWa	-0,277630	0,063946	-4,34	0,000
TRW	0,000015	0,000005	3,10	0,002
SW	-0,000016	0,000005	-3,38	0,001
presečišče 1	-2,676011	0,856478		
presečišče 2	-0,332317	0,856298		
presečišče 3	0,801681	0,856343		
presečišče 4	1,538641	0,856528		

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 66: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 3 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-2,750524	0,270406	-10,17	0,000
CapL	-2,146449	0,086241	-24,89	0,000
SRTA	-0,554949	0,081661	-6,80	0,000
TRW	-0,000009	0,000001	-13,36	0,000
DSO	0,001684	0,000318	5,30	0,000
K4	1,143060	0,494022	2,31	0,021
Vel1	-0,106676	0,051860	-2,06	0,040
Vel2	-0,139808	0,063394	-2,21	0,027
TD	-6,495989	1,048884	-0,62	0,536
skd1	0,742820	0,146379	5,07	0,000
skd2	0,070399	0,301159	0,23	0,815
skd3	0,530050	0,101848	5,20	0,000
skd4	-1,438142	0,237638	-6,05	0,000
skd5	0,608779	0,111882	5,44	0,000
skd6	0,383237	0,104847	3,66	0,000
skd7	0,206805	0,125926	1,64	0,101
skd8	0,392904	0,134232	2,93	0,003
skd9	-2,115153	0,506726	-4,17	0,000
skd10	0,261737	0,110431	2,37	0,018
DZamude2	0,081178	0,001906	42,59	0,000
konst.	-0,215450	0,111468	-1,93	0,053

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 67: Logistična regresija za odvisno spremenljivko 4 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-3,111099	0,287101	-10,84	0,000
CapL	-2,284316	0,096428	-23,69	0,000
SRTA	-0,658935	0,089321	-7,38	0,000
TRW	-0,000012	0,000001	-13,46	0,000
DSO	0,002167	0,000336	6,44	0,000
K4	1,874828	0,529419	3,54	0,000
Vel1	-0,035510	0,056713	-0,63	0,531
Vel2	-0,118655	0,070699	-1,68	0,093
TD	1,284530	1,044485	0,12	0,902
skd1	0,810513	0,161705	5,01	0,000
skd2	0,087303	0,344131	0,25	0,800
skd3	0,618412	0,115620	5,35	0,000
skd4	-1,575431	0,307271	-5,13	0,000
skd5	0,713888	0,125228	5,70	0,000
skd6	0,522228	0,119277	4,38	0,000
skd7	0,295693	0,141042	2,10	0,036
skd8	0,534236	0,149439	3,57	0,000
skd9	-1,310585	0,485862	-2,70	0,007
skd10	0,259593	0,126445	2,05	0,040
DZamude2	0,062034	0,001503	41,28	0,000
konst.	-0,779358	0,125006	-6,23	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 68: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 5 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-3,009090	0,230470	-13,06	0,000
CapL	-2,180952	0,076823	-28,39	0,000
SRTA	-0,565162	0,072011	-7,85	0,000
TRW	-0,000011	0,000001	-16,27	0,000
DSO	0,002112	0,000278	7,59	0,000
K4	1,569613	0,429570	3,65	0,000
Vel1	-0,046482	0,045658	-1,02	0,309
Vel2	-0,122409	0,056311	-2,17	0,030
TD	-4,623253	8,695842	-0,53	0,595
skd1	0,840745	0,128337	6,55	0,000
skd2	0,267796	0,256452	1,04	0,296
skd3	0,564344	0,091497	6,17	0,000
skd4	-1,493758	0,223097	-6,70	0,000
skd5	0,616081	0,099659	6,18	0,000
skd6	0,453213	0,094337	4,80	0,000
skd7	0,280525	0,112669	2,49	0,013
skd8	0,412377	0,119953	3,44	0,001
skd9	-1,815674	0,451982	-4,02	0,000
skd10	0,248478	0,099592	2,49	0,013
DZamude2	0,059659	0,001134	52,62	0,000
presečišče 1	0,047741	0,099828		
presečišče 2	1,410041	0,100830		
presečišče 3	2,313153	0,102723		
presečišče 4	2,913340	0,104623		

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 69: Ordinalna logistična regresija za odvisno spremenljivko 2 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-3,096512	0,253751	-12,20	0,000
CapL	-2,272426	0,088688	-25,62	0,000
SRTA	-0,612977	0,081666	-7,51	0,000
TRW	-0,000013	0,000001	-15,12	0,000
DSO	0,002275	0,000305	7,45	0,000
K4	1,862256	0,477308	3,90	0,000
Vel1	-0,026641	0,051837	-0,51	0,607
Vel2	-0,102811	0,064896	-1,58	0,113
TD	1,017277	9,264540	0,11	0,913
skd1	0,842017	0,147974	5,69	0,000
skd2	0,220750	0,301634	0,73	0,464
skd3	0,594526	0,107145	5,55	0,000
skd4	-1,586050	0,292008	-5,43	0,000
skd5	0,662200	0,115554	5,73	0,000
skd6	0,524625	0,110576	4,74	0,000
skd7	0,299009	0,130200	2,30	0,022
skd8	0,467851	0,137801	3,40	0,001
skd9	-1,143809	0,458248	-2,50	0,013
skd10	0,225641	0,117417	1,92	0,055
DZamude2	0,049812	0,001036	48,07	0,000
presečišče 1	0,637113	0,115537		
presečišče 2	1,710251	0,116672		
presečišče 3	2,411811	0,118200		
presečišče 4	2,923888	0,119789		

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 70: Logistična regresija za leto 2003 za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-2,808044	0,527519	-5,32	0,000
CapL	-1,750101	0,167875	-10,43	0,000
SRTA	-0,492097	0,165671	-2,97	0,003
TRW	-0,000005	0,000001	-5,11	0,000
DSO	0,001852	0,000684	2,71	0,007
K4	0,078184	0,943585	0,08	0,934
Vel1	0,101287	0,096340	1,05	0,293
Vel2	0,210144	0,117033	2,80	0,073
TD	-2,235119	1,700254	-1,31	0,189
skd1	0,622090	0,276422	2,25	0,024
skd2	0,252237	0,547923	0,46	0,645
skd3	0,560299	0,191087	2,93	0,003
skd4	-1,177922	0,322703	-3,65	0,000
skd5	0,443033	0,219059	2,02	0,043
skd6	0,283639	0,194943	1,45	0,146
skd7	0,246064	0,249390	0,99	0,324
skd8	0,306860	0,257584	1,19	0,234
skd9	-1,400166	0,656029	-2,13	0,033
skd10	0,205396	0,204100	1,01	0,314
DZamude2	0,062420	0,004478	13,94	0,000
konst.	1,065340	0,219124	4,86	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 71: Logistična regresija za leto 2004 za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-2,067899	0,525807	-3,93	0,000
CapL	-1,853753	0,157532	-11,77	0,000
SRTA	-0,101737	0,155540	-0,65	0,513
TRW	-0,000006	0,000001	-5,65	0,000
DSO	0,000833	0,000606	1,37	0,169
K4	1,432012	0,912189	1,57	0,116
Vel1	-0,010046	0,089912	-0,11	0,911
Vel2	0,069085	0,109710	0,63	0,529
TD	-1,157204	1,289578	-0,09	0,928
skd1	0,677495	0,270028	2,51	0,012
skd2	-0,350503	0,511265	-0,69	0,493
skd3	0,534708	0,184172	2,90	0,004
skd4	-1,392861	0,340755	-4,09	0,000
skd5	0,478841	0,209314	2,29	0,022
skd6	0,184285	0,188412	0,98	0,328
skd7	0,262353	0,235405	1,11	0,265
skd8	0,042237	0,245641	0,17	0,863
skd9	-1,863835	0,599576	-3,11	0,002
skd10	0,048460	0,197881	0,24	0,807
DZamude2	0,051892	0,003981	13,03	0,000
konst.	0,968591	0,208592	4,64	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 72: Logistična regresija za leto 2005 za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-3,69959	0,53584	-6,90	0,000
CapL	-1,52384	0,15364	-9,92	0,000
SRTA	-0,31067	0,15244	-2,04	0,042
TRW	-0,00001	0,00000	-5,73	0,000
DSO	0,00187	0,00065	2,87	0,004
K4	1,92237	0,94992	2,02	0,043
Vel1	0,05034	0,10026	0,50	0,616
Vel2	0,21506	0,11675	1,84	0,065
TD	-1,37966	1,30288	-1,06	0,290
skd1	0,64720	0,26852	2,41	0,016
skd2	0,22636	0,46814	0,48	0,629
skd3	0,54763	0,17128	3,20	0,001
skd4	-1,06733	0,32401	-3,29	0,001
skd5	0,52913	0,19830	2,67	0,008
skd6	0,29227	0,17585	1,66	0,097
skd7	0,10216	0,21831	0,47	0,640
skd8	0,26939	0,23565	1,14	0,253
skd9	-2,09693	0,59058	-3,55	0,000
skd10	0,20666	0,18624	1,11	0,267
DZamude2	0,07143	0,00522	13,69	0,000
konst.	0,86532	0,19275	4,49	0,000

Vir: Lastni izračuni.

Tabela 73: Logistična regresija za leto 2006 za odvisno spremenljivko 1 z nadomestnimi spremenljivkami, spremenljivkama velikosti (*Vel1* in *Vel2*), tržnim deležem, panogo in preteklimi zamudami

Neod. sprem.	Koeficient	Standardna napaka	z	P> z
NITR	-2,346116	0,552145	-4,25	0,000
CapL	-1,207415	0,159221	-7,58	0,000
SRTA	0,034674	0,159773	0,22	0,828
TRW	-0,000003	0,000001	-3,53	0,000
DSO	0,002134	0,000678	3,15	0,002
K4	1,772191	1,033729	1,71	0,086
Vel1	-0,018387	0,105114	-0,17	0,861
Vel2	0,086890	0,119961	0,72	0,469
TD	1,753622	9,137616	1,92	0,055
skd1	0,310996	0,284998	1,09	0,275
skd2	-0,555175	0,491373	-1,13	0,259
skd3	0,477031	0,179923	2,65	0,008
skd4	-1,062802	0,339330	-3,13	0,002
skd5	0,292263	0,209604	1,39	0,163
skd6	0,084810	0,185611	0,46	0,648
skd7	0,117715	0,226586	0,52	0,603
skd8	0,119381	0,251331	0,47	0,635
skd9	-2,111250	0,595933	-3,54	0,000
skd10	0,080344	0,195362	0,41	0,681
DZamude2	0,231606	0,011319	20,46	0,000
konst.	0,222742	0,200261	1,11	0,266

Vir: Lastni izračuni.