

**UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA**

MAGISTRSKO DELO

SEBASTJAN GERGETA

**UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA**

MAGISTRSKO DELO

**MODELIRANJE BONITETNE LESTVICE PLAČILNE
DISCIPLINE SLOVENSКИH PODJETIJ**

Ljubljana, maj 2005

SEBASTJAN GERGETA

IZJAVA

Študent SEBASTJAN GERGETA izjavljam, da sem avtor tega magistrskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom prof. dr. JANEZA PRAŠNIKARJA, in skladno s 1. odstavkom 21. člena Zakona o avtorskih in sorodnih pravicah dovolim objavo magistrskega dela na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne 3.5.2005

Podpis: _____

KAZALO

UVOD	1
1. ODLOG PLAČILA IN OPTIMIZACIJA ODLOČITVE O ODLOGU PLAČILA	3
1.1. Teoretične zasnove inštrumenta odloga plačila	3
1.2. Odlog plačila in vrednost podjetja	8
1.3. Tveganja prodaje z odlogom plačila	12
1.4. Opredelitev kratkoročne plačilne discipline.....	15
2. BONITETNI MODELI IN RAZVRŠČANJE PODJETIJ V SKUPINE	17
2.1. Teoretične osnove bonitetnih modelov	17
2.2. Lastnosti bonitetnih modelov	18
2.3. Napake pri razvrščanju podjetij v skupine in uspešnost razvrščanja	19
3. OBLIKOVANJE BONITETNEGA MODELA.....	23
3.1. Izbor parametra in predmeta razvrščanja	24
3.2. Opredelitev skupin problematičnosti transakcij in bonitetne lestvice	26
3.2.1. Oblikovanje bonitetne lestvice.....	27
3.3. Izbor vrste pojasnjevalnih spremenljivk	28
3.4. Določitev kritičnega časovnega razpona.....	29
3.5. Izbor metode modeliranja	31
3.5.1. Sodbe strokovnjakov	31
3.5.2. Teoretični modeli	32
3.5.3. Statistični modeli.....	32
3.5.3.1. Ordinalna logistična regresija	34
4. STATISTIČNO MODELIRANJE BONITETNIH MODELOV	38
4.1. Viri vhodnih podatkov	38
4.2. Model s finančnimi kazalniki.....	42
4.2.1. Pojasnjevalne spremenljivke modela s finančnimi kazalniki	42
4.2.2. Osnovne opisne statistike finančnih kazalnikov	50
4.2.3. Izbor finančnih kazalnikov.....	56
4.2.4. Analitični zapis modela s finančnimi kazalniki	61
4.3. Model s preteklimi zamudami.....	65
4.3.1. Pojasnjevalne spremenljivke modela s preteklimi zamudami	65
4.3.2. Osnovne opisne statistike pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami	69
4.3.3. Izbor pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami.....	74
4.3.4. Analitični zapis modela s preteklimi zamudami	75
5. USPEŠNOST RAZVRŠČANJA TRANSAKCIJ Z BONITETNIMI MODELI.....	77
5.1. Plačilna disciplina v Sloveniji.....	77
5.2. Uspešnost razvrščanja z naivnimi modeli	79
5.3. Uspešnost razvrščanja modela s finančnimi kazalniki.....	83
5.4. Uspešnost razvrščanja modela s preteklimi zamudami.....	85
5.5. Občutljivost bonitetnih modelov na spremembo bonitetne lestvice in vzorca	87
SKLEP	91
LITERATURA.....	93
VIRI	100
SLOVARČEK SLOVENSKIH PREVODOV TUJIH IZRAZOV	102

KAZALO TABEL

Tabela 1: Tržne neučinkovitosti, teoretične zasnove odloga plačila ter teoretične in empirične študije razlogov za obstoj odloga plačila.	5
Tabela 2: Povprečne vrednosti finančnih kazalnikov (v dnevih).	30
Tabela 3: Finančni kazalniki, družine finančnih kazalnikov in kratica finančnega kazalnika.	44
Tabela 4: Bivariatni korelacijski koeficienti med spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije in spremenljivkami velikost podjetja, število pravnih oseb lastnikov in število fizičnih oseb lastnikov.	54
Tabela 5: Porazdelitev transakcij po velikosti podjetja in bonitetnem razredu (v %).	55
Tabela 6: Povprečno število lastnikov pravnih in fizičnih oseb v podjetjih v posameznem bonitetnem razredu v letu 2003.	55
Tabela 7: Izbrani finančni kazalniki s pripadajočimi vrednostmi kazalca učinkovitosti, vrednostni bivariatni korelacijski koeficienti med izbranimi pojasnjevalnimi spremenljivkami in spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije.	61
Tabela 8: Pojasnjevalne spremenljivke modela s preteklimi zamudami.	67
Tabela 9: Povprečne vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk v bonitetnih razredih (v SIT).	70
Tabela 10: Shema staranja zapadlih terjatev, nastalih v kritičnem časovnem razponu, po bonitetnih razredih transakcij.	70
Tabela 11: Delež zapadlih transakcij v starostnem podobdobju v številu vseh zapadlih transakcij (v %).	72
Tabela 12: Povprečno število dni pogodbenega odloga plačila transakcije (v dneh) in povprečni znesek transakcij v bonitetnem razredu (v SIT).	73
Tabela 13: Izbrane pojasnjevalne spremenljivke za model s preteklimi zamudami, kazalnik učinkovitosti in vrednosti bivariatni korelacijski koeficienti med izbranimi pojasnjevalnimi spremenljivkami ter spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije.	75
Tabela 14: Število pravnih oseb z zapadlimi neporavnanimi obveznostmi in povprečna dnevna vrednost zapadlih neporavnanih obveznosti v letih od 1991 do 2002.	78
Tabela 15: Razvrstitvena tabela transakcij z naivnim modelom brez sprememb.	81
Tabela 16: Razvrstitvena tabela transakcij z naivnim modelom z drsečimi sredinami.	82
Tabela 17: Razvrstitvena tabela transakcij z modelom s finančnimi kazalniki.	83
Tabela 18: Primerjava povprečnih vrednosti finančnih kazalnikov podjetij, katerih transakcije bonitetni model razvrsti v prvi bonitetni razred, dejansko pa so razvrščene v prvi in peti bonitetni razred.	85
Tabela 19: Razvrstitvena tabela transakcij z modelom s preteklimi zamudami.	85
Tabela 20: Primerjava povprečnih vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk transakcij, ki jih bonitetni model razvrsti v prvi bonitetni razred, dejansko pa so razvrščene v prvi in peti bonitetni razred.	87
Tabela 21: Oblikovanje bonitetnih razredov v alternativnih petstopenjskih bonitetnih lestvicah.	88
Tabela 22: Oblikovanje bonitetnih razredov v alternativnih dvostopenjskih bonitetnih lestvicah.	88
Tabela 23: Uspešnost razvrščanja bonitetnih modelov pri različnih opredelitvah petstopenjske bonitetne lestvice in vzorca (v %).	89
Tabela 24: Uspešnost razvrščanja bonitetnih modelov pri različnih opredelitvah dvostopenjske bonitetne lestvice in vzorca (v %).	90

KAZALO SLIK

Slika 1: Algoritem oblikovanja bonitetnega modela.....	24
Slika 2: Porazdelitev transakcij v vzorcu po razredih bonitetne lestvice (v %)......	28
Slika 3: Kumulativni učinkovitostni profil.	58
Slika 4: Kumulativna učinkovitostna profila finančnih kazalnikov <i>Reta</i> in <i>ApSales</i>	59
Slika 5: Shematski prikaz stanj transakcij.....	66
Slika 6: Gibanje povprečnega zneska zapadlih transakcij v letih od 1996 do 2003 v kritičnem časovnem razponu pred sklenitvijo transakcije, ki je predmet razvrščanja (v SIT).	71
Slika 7: Shema staranja zapadlih terjatev v letih 1996 do 2003 v kritičnem časovnem razponu pred sklenitvijo transakcije, ki je predmet razvrščanja.	71

UVOD

Plačilne navade slovenskih podjetij se v zadnjih letih izboljšujejo, kljub temu pa slovenska podjetja v evropskem merilu v povprečju sodijo med slabše plačnike (Prašnikar, Cirman, Pahor, 2002, str. 292). Pričakovati je, da se bo plačilna disciplina slovenskih podjetij v prihodnosti izboljšala zaradi ugodnejših notranjih in zunanjih dejavnikov. Zunanji dejavniki so stabilnost gospodarskih razmer in ciljnih prodajnih trgov, zakonodaja, sodni sistem, itd. Najpomembnejša notranja dejavnika sta sposobnost upravljanja s terjatvami in postavitev učinkovite prodajne politike. Kljub temu so slovenska podjetja še vedno izpostavljena plačilni nedisciplini in kreditnemu tveganju, ki je njena posledica.

Poglavitni vzrok plačilne nediscipline in, posledično, kreditnega tveganja je prodaja z odlogom plačila. Prodaja z odlogom plačila je prodaja blaga ali storitev, ki jih kupec v trenutku prenosa nanj še ne plača (Slovenski računovodski standardi 2002; v nadaljevanju SRS, 2001, str. 59)¹. Teoretičnih razlogov, ki upravičujejo prodajo z odlogom plačila, je več. Skupni imenovalec vseh je, da obvladovana prodaja z odlogom plačila povečuje vrednost podjetja. Možnosti za obvladovanje prodaje z odlogom plačila sta dve, in sicer: zavarovanje in upravljanje prodaje z odlogom plačila.

Z zavarovanjem prodaje z odlogom plačila prodajalec ni več izpostavljen kreditnemu tveganju. Slabost zavarovanja so visoki stroški, ki bremenijo podjetje. Upravljanje prodaje z odlogom plačila zahteva oblikovanje ustrezne politike prodaje z odlogom plačila, ki zajema tudi orodja za napovedovanje plačilne discipline kupca. Najbolj razširjena orodja so bonitetni modeli.

Namen, cilj in temeljna raziskovalna hipoteza magistrskega dela

V magistrski nalogi želim izpostaviti pomen prodaje z odlogom plačila pri povečevanju vrednosti podjetja. Potrebno pa je poudariti, da neobvladovana in nepremišljena prodaja z odlogom plačila ne povečuje vrednosti podjetja. Zato je cilj magistrske naloge razviti bonitetne modele za napovedovanje plačilne discipline, ki prodajalcu omogočajo obvladovati prodajo z odlogom plačila.

Posamični dobavitelj običajno posluje s podjetji različnih panog, velikosti, statusnopravnih oblik, itd. Ker je nesmiselno oblikovati specifični bonitetni model za vsako posamezno skupino podjetij, je cilj magistrske naloge razviti generične bonitetne modele, s katerimi lahko prodajalec napoveduje plačilno disciplino kupca neodvisno od njegovih specifičnih lastnosti.

Učinkovitost bonitetnih modelov pri napovedovanju plačilne discipline se teoretično ocenjuje s stroškovno funkcijo, ki meri stroške napačnih napovedi plačilne discipline. Stroškovno

¹ SRS (2001, str. 59) opredeljujejo prodajo z odlogom plačila s terminoma prodaja na up ali prodaja na kredit. V magistrskem delu je uporabljen izraz prodaja z odlogom plačila.

funkcijo je nemogoče oceniti, zato se učinkovitost bonitetnih modelov pri napovedovanju plačilne discipline običajno primerja z učinkovitostjo napovedovanja najenostavnejših bonitetnih modelov. To so naivni bonitetni modeli, ki temeljijo na informacijah, ki jih prodajalec že ima in so zanj brezplačne. Posledično je cilj magistrske naloge tudi ugotoviti vrsto informacij, ki jih prodajalec potrebuje, da najučinkoviteje napove plačilno disciplino kupca v prihodnosti.

Temeljna hipoteza magistrske naloge je, da so statistično razviti bonitetni modeli, osnovani na izvedenih finančnih spremenljivkah in podatkih, ki prodajalcu niso dosegljivi brezplačno, učinkovitejši pri napovedovanju plačilne discipline od naivnih bonitetnih modelov. Izvedene finančne spremenljivke so oblikovane tako, da pojasnjujejo najširši spekter poslovanja dolžnika. Alternativna hipoteza je, da prodajalcem za napovedovanje plačilne discipline podjetij zadoščajo naivni modeli, ki temeljijo na preprostih spremenljivkah in brezplačno dostopnih podatkih.

Zasnova magistrskega dela

V prvem poglavju so predstavljene teoretične osnove, koristi in tveganja prodaje z odlogom plačila. Pogoj za prodajo z odlogom plačila so tržne neučinkovitosti, ki prodajalcu, ki nudi odlog plačila, omogočajo povečevati vrednost podjetja. Kljub temu je prodajalec pri prodaji z odlogom plačila izpostavljen kreditnemu in oportunitetnemu tveganju, ki znižujeta vrednosti podjetja. Za prodajalca, ki želi povečati vrednost podjetja, je zato ključno, da brzda kreditno in oportunitetno tveganje z optimalno politiko prodaje z odlogom plačila. Le-ta vključuje orodja za napovedovanje kupčeve plačilne discipline, ki obsega plačilno sposobnost in voljo kupca za plačilo obveznosti.

Najbolj razširjena orodja za napovedovanje plačilne discipline kupca so bonitetni modeli. Vzrok napačnih odločitev pri prodaji z odlogom plačila je informacijska asimetrija med prodajalcem in kupcem. Bonitetni modeli omogočajo zniževanje asimetrije, ko na osnovi večjega števila lastnosti poslovanja dolžnike razvrščajo v več skupin problematičnosti. Skupine problematičnosti dolžnikov so opredeljene v bonitetni lestvici, ki je večstopenjska odvisna spremenljivka bonitetnega modela. V drugem poglavju so opisane še osnovne lastnosti dobrih bonitetnih modelov. Obravnavano je tudi pojavljanje dveh vrst napak, ki so posledica razvrščanja kupcev v več skupin problematičnosti.

Tretje poglavje obravnava postopek oblikovanja bonitetnega modela. Postopek sestavlja veliko stopenj, in sicer: izbor parametra in predmeta modeliranja, opredelitev odvisne spremenljivke, izbor vrste pojasnjevalnih spremenljivk, izbor metode in časovnega razpona modeliranja. Pomemben je zlasti izbor predmeta modeliranja, ki je finančni inštrument ali ekonomski subjekt, ki ga bonitetni model razvršča v bonitetno lestvico. Večinoma je pri študijah napovedovanje plačilne discipline predmet modeliranja podjetje. V tem magistrskem delu pa je predmet modeliranja transakcija med prodajalcem in kupcem. Odvisna

spremenljivka bonitetnega modela, bonitetna lestvica, je merilo problematičnosti predmeta modeliranja. Struktura bonitetne lestvice odločujoče vpliva na kakovost modela, zato je pomembno pravilno določiti število in razpon bonitetnih razredov. Razpoložljivost podatkov pojasnjevalnih spremenljivk večinoma določa obliko bonitetnih modelov. Tako je tudi v pričujočem delu, kjer sta razvita dva bonitetna modela. Bonitetni model s finančnimi kazalniki je osnovan na finančnih in drugih kazalnikih dolžnikov med leti 1996 in 2002, model s preteklimi zamudami pa temelji na podatkih o plačilni disciplini dolžnikov v letih od 1996 do 2003. Tretje poglavje zaključuje teoretični del magistrske naloge.

V četrtem poglavju sta oba bonitetna modela statistično modelirana. Pred začetkom modeliranja je potrebno pripraviti vhodne podatke odvisne in pojasnjevalnih spremenljivk. Posebej pomembno je odpraviti manjkajoče, nesmiselne in skrajne vrednosti. V nadaljevanju četrtega poglavja so predstavljene zasnove obeh bonitetnih modelov, potencialne in izbrane pojasnjevalne spremenljivke ter njihove opisne statistike in analitični zapis obeh bonitetnih modelov.

Peto poglavje je namenjeno oceni učinkovitosti razvrščanja obeh bonitetnih modelov. Poglavje se začne s predstavitvijo plačilne discipline v Sloveniji v preteklih letih z namenom, da bralec dobi občutek za razmere v slovenskem gospodarstvu. V nadaljevanju rezultate razvrščanja transakcij z obema osnovnima bonitetnima modeloma primerjamo z učinkovitostjo razvrščanja naivnih bonitetnih modelov, ki služijo za referenco. Obravnavani so tudi razlogi za razlike v uspešnosti razvrščanja med skupinami bonitetnih modelov. V zaključku petega poglavja je preizkušen vpliv spremembe opredelitve bonitetne lestvice in vzorca modeliranja na uspešnost razvrščanja obeh bonitetnih modelov.

V sklepu so predstavljene ugotovitve o učinkovitosti razvrščanja obeh bonitetnih modelov. Podana je tudi ocena informacijske vsebnosti finančnih kazalnikov in podatkov o pretekli plačilni disciplini pri napovedovanju prihodnje plačilne discipline. Sklep zaključujejo iztočnice za izboljšanje razvitih bonitetnih modelov in nadaljnje raziskave.

1. ODLOG PLAČILA IN OPTIMIZACIJA ODLOČITVE O ODLOGU PLAČILA

1.1. Teoretične zasnove inštrumenta odloga plačila

Prodaja z odlogom plačila je posledica časovne vrzeli med časom dobave blaga in časom plačila in je računovodsko evidentirana kot terjatev prodajalca in obveznost dolžnika. Značilnosti prodaje z odlogom plačila niso fiksne ali pravno opredeljene, saj varirajo v odvisnosti od številnih faktorjev, in sicer od panoge, pogajalske moči udeleženih subjektov, učinkovitosti mehanizmov izterjave, itd. (Ziane, 2003, str. 3)².

² Prodaja z odlogom plačila se v anglosaškem svetu razlikuje od sistema prodaje z odlogom plačila v Sloveniji. V ZDA se odlog plačila odobrava večstopenjsko po sistemu »p%/n net N«, ki pa ni običajen za slovenska podjetja. V magistrski nalogi je odlog plačila opredeljen kot enostopenjski.

Inštrument odloga plačila so teoretično proučevali že številni avtorji. Lewellen, McConnell in Scott (1980) ugotavljajo, da prodaja z odlogom plačila ne more povečevati vrednosti podjetja, kadar so finančni trgi popolnoma informacijsko učinkoviti. Če so finančni trgi in trgi proizvodov popolnoma konkurenčni, proizvodi enaki in ni transakcijskih stroškov ali stroškov pridobivanja informacij, prodajalci nimajo interesa za prodajo na odlog plačila. Prodaja na odlog plačila jim namreč ne nudi konkurenčnih prednosti, saj si lahko kupci na finančnih trgih izposojajo po konkurenčnih obrestnih merah (Blazenko, Vandezande, 2003, str. 457).

Obstoj prodaje na odlog plačila zahteva tržno neučinkovitost na finančnem trgu ali na trgu proizvodov (Blazenko, Vandezande, 2001, str. 1; van der Wijst, Hol, 2002, str. 2). Van der Wijst in Hol (2002, str. 2) ugotavljata, da se je odlog plačila pri prodaji blaga in storitev pojavil zaradi asimetrije informacij, možnosti arbitraže, transakcijskih stroškov in stroškov stečaja. V tabeli 1 so našteje teoretične razlage prodaje z odlogom plačila, tržne učinkovitosti, ki jih povzročajo, ter empirične raziskave, ki posamezne teoretične razlage podpirajo.

Odlog plačila kot pogajalsko orodje za zniževanje informacijske asimetrije in mehanizem nadzora

Na relativno informacijsko neučinkovitem trgu so podjetja soočena s stroški pridobivanja informacij za analizo koristi in stroškov, ki so povezani s poslovno transakcijo. V kupoprodajnem poslovnem razmerju ima tako prodajalec stroške analize kreditnega tveganja kupca, kupec pa stroške ocene kvalitete proizvodov prodajalca (Smith, Schnucker, 1993; Petersen, Rajan, 1997). Kljub obstoju stroškov pridobivanja informacij imajo prodajalci v primerjavi z drugimi institucionalnimi posojilodajalci, kot so banke, prednost zaradi relativno cenejšega dostopa do informacij in cenejšega nadzora kupca (Jain, 2001). Največja prednost je olajšan dostop do informacij o finančni stabilnosti kupca, katere pridobijo v prodajnem procesu s pomočjo inštrumenta odloga plačila, saj je le-ta element pogajanj o ceni (Schwartz, Witcomb, 1978; Petersen, Rajan, 1997). Smith (1987) ugotavlja, da je odlog plačila v tem smislu pogajalsko orodje za zniževanje informacijske asimetrije, saj daje močan signal o finančni stabilnosti kupca. Vrednost zniževanja informacijske asimetrije s pogajanjem o odlogu plačila je tem večja, čim manjša je možnost uporabe proizvoda kot sekundarno zavarovanje. Pogajanja o odlogu plačila so tudi stroškovno relativno učinkovita metoda pridobivanja informacij o finančni stabilnosti kupca, saj znižujejo stroške pridobivanja informacij pri bonitetnih hišah.

Tabela 1: Tržne neučinkovitosti, teoretične zasnove odloga plačila ter teoretične in empirične študije razlogov za obstoj odloga plačila.

Tržna neučinkovitost	Teoretična zasnova	Teoretična študija	Empirična študija
Informacijska asimetrija	Pogajalsko orodje za zniževanje informacijske asimetrije in mehanizem nadzora	Smith (1987), Jain (2001), Schwartz in Witcomb (1978), Petersen in Rajan (1997)	Petersen in Rajan (1997)
	Signaliziranje trgu	Petersen in Rajan (1997)	/
	Kvaliteta proizvoda	Long, Malitz, Ravid (1993), Lee in Stowe (1993)	Long, Malitz, Ravid (1993), Ng, Smith, Smith (1999)
	Trženjski inštrument za diverzifikacijo proizvoda	Schwartz (1974), Nadiri (1969)	Blazenko in Vandezande (2003)
	Mehanizem cenovne diskriminacije	Schwartz in Witcomb (1978), Rouault in Kaufman (1996)	Petersen in Rajan (1997), Ng, Smith, Smith (1999)
Možnost arbitraže	Razlike v stopnjah obdavčitve	Brick in Fung (1984)	/ ^a
	Finančni inštrument	Emery (1984), Schwartz (1974)	/ ^{a,b}
	Uravnavanje povpraševanja	Emery (1987)	/ ^b
Stroški stečaja	Specifične naložbe	Ng, Smith, Smith (1999)	Petersen in Rajan (1997)
Transakcijski stroški	Olajšanje blagovnih in finančnih transakcij	Ferris (1981)	Herbst (1974), Ferris (1981), Long, Malitz, Ravid (1993), Nilsen (2002)

Opombi: a: Long, Malitz, Ravid, 1993; b: Ng, Smith, Smith, 1999.

Vir: van der Wijst, Hol, 2002, str. 2-5; Blazenko, Vandezande, 2003, str. 457-458.

Odlog plačila in signaliziranje trgu

Petersen in Rajan (1997) ugotavljata, da je vzrok za odobravanje odloga plačila moč iskati v težnji po ustvarjanju dobrega imena in signaliziranja trgu. Ugotavljata, da daljši odlog plačila odobravajo podjetja, ki imajo izgubo ali negativno rast prodaje, saj želijo signalizirati trgu, da je podjetje zdravo kljub trenutnim finančnim rezultatom.

Odlog plačila in kvaliteta proizvoda

Lee in Stowe (1993) sta povezala višino popusta, ki ga prodajalec ponuja ob takojšnjem plačilu, s kakovostjo proizvoda. Ugotavljata, da prodajalci, ki ponujajo proizvode nižje kvalitete, ponujajo višje popuste za takojšnje plačilo. Proizvajalec, ki s popusti spodbuja takojšnje plačilo, prevale del tveganja kvalitete proizvoda na kupca. Long, Malitz in Ravid (1993) potrjujejo, da je odobravanje daljših odlogov plačila substitut garancijam in dobremu imenu podjetja. Še posebej pa je inštrument odloga plačila pomemben za podjetja, ki na novo

vstopajo na trg. Odlog plačila poleg koristi za prodajalca prinaša koristi tudi kupcu, saj mu omogoča, da v času pogodbenega odloga plačila opravi skrben pregled kvalitete proizvoda ali storitve.

Daljši odlogi plačila so običajni tudi za proizvode, pri katerih je pred nakupom nemogoče oceniti njihovo kvaliteto, kjer prodajalec nima dovolj orodij, s katerimi bi kupca prepričal o kvaliteti še pred nakupom, ali pa kupca celo oportunistično izkorišča.

Odlog plačila kot trženjski inštrument za diverzifikacijo proizvoda

Schwartz (1974) ugotavlja, da sta odlog plačila in politika prodajalca pri odobravanju odloga plačila sestavni del cene proizvoda in del širše trženjske politike podjetja. Inštrument odloga plačila je možno uporabiti za doseganje različnih trženjskih ciljev, saj je le-ta del pogajanja o ceni, ki olajša odločitev kupca o nakupu izdelka. V tem primeru je odlog plačila trženjski in motivacijski inštrument, ki kupca spodbudi k nakupu proizvoda.

Podjetja težijo k povečevanju razlik med svojimi in konkurenčnimi proizvodi. Konkurenti tako povečujejo diverzifikacijo svojih proizvodov ali storitev z namenom zmanjševanja stopnje zamenljivosti s konkurenčnimi proizvodi. Namen povečevanja diverzifikacije do konkurenčnih proizvodov je zniževanje cenovne elastičnosti individualne krivulje povpraševanja, ki omogoča postavljanje višjih cen in ustvarjanje višjega dobička. Osnovni način diverzifikacije proizvoda, ki konkurentu omogoča prodati več proizvodov na trgu, je cenovna diverzifikacija. Prodajalec, ki ponudi nižjo ceno za proizvod z enakimi ali podobnimi lastnostmi, kot jih ima konkurenčni proizvod, si lahko obeta višjo prodajo in doseganje višjega dobička (v pogojih popolne konkurence zniževanje cene kot mehanizem diverzifikacije proizvoda na dolgi rok ni možno). Stopnjo diverzifikacije je mogoče povečati tudi z necenovnimi mehanizmi, kot so trženje, oblikovanje zunanosti proizvoda, logistično približevanje izdelka končnemu potrošniku, itd. Inštrument, ki tudi omogoča diverzifikacijo proizvoda, je odlog plačila. Zagotavljanje odloga plačila poslovnim partnerjem prodajalcem omogoča diverzificirati proizvod od konkurenčnega proizvoda in tako ustvariti določeno tržno moč. Ravno tako jim omogoča povečevati verjetnost sklenitve posla in verjetnost ponovnega naročila istega kupca (Nadiri, 1969).

Odlog plačila in razlike v stopnji obdavčitve

Brick in Fung (1984) za Združene države Amerike postavljata model odloga plačila, ki temelji na razlikah v stopnji obdavčitve podjetij. Podjetja z višjo davčno obremenitvijo lahko ustvarijo dobiček z zagotavljanjem odloga plačila podjetjem z nižjo davčno obremenitvijo.

Odlog plačila kot finančni inštrument

Številni avtorji dokazujejo, da je pojav odloga plačila posledica različnih pogojev, ki jih imajo poslovni subjekti na finančnih trgih.

Schwartz (1974) dokazuje, da lahko prodajalec v primeru lažjega dostopa do denarnega trga ustvarja dobiček, če odobrava odlog plačila kupcem z relativno slabšim dostopom do denarnega trga. Emery (1984) utemeljuje obstoj prodaje z odlogom plačila s finančnega vidika drugače. Kadar so finančni trgi relativno informacijsko neučinkoviti, mora podjetje hraniti likvidnostne rezerve. Z oblikovanjem likvidnostnih rezerv se podjetje izogiba pretiranemu dolžniškemu financiranju in stroškom insolventnosti. Presežek likvidnostne rezerve lahko podjetje naloži v terjatve ali ga neposredno posoja svojim kupcem ter ohranja likvidnost v obliki terjatev do kupcev. Naložbe v terjatve so ekonomsko upravičene, če lahko prodajalec ob primerljivem tveganju iztrži donosnost, ki je višja od oportunitetne donosnosti na trgu. Podjetje na ta način zavzame vlogo finančnega posrednika.

Finančni motiv prodaje z odlogom plačila ni verodostojen, če so finančni trgi popolnoma informacijsko učinkoviti. Odsotnost stroškov nelikvidnosti in nezmožnost ustvarjanja nadpovprečnih donosnosti povzročata, da podjetja finančna sredstva vlagajo v stalna sredstva ali jih vračajo upnikom. Podjetje nima presežnih likvidnostnih sredstev, ki bi jih posojalo svojim kupcem, saj si podjetja zagotavljajo financiranje z izposojanjem na trgu, kjer velja ena obrestna mera in ni transakcijskih stroškov.

Odlog plačila kot inštrument uravnavanja povpraševanja

Emery (1984) obstoj mehanizma odloga plačila utemeljuje tudi poslovno. Kadar je povpraševanje po proizvodu, zaradi negotovosti ali sezonskih nihanj, nestanovitno mora biti prodajalec pripravljen zmanjšati vrzel med dejanskim povpraševanjem in pričakovanim povpraševanjem. Mehanizmi poslovne narave, ki omogočajo kratkoročne popravke povpraševanja, so: sprememba cen, obsega proizvodnje, oblikovanje zalog ali čakalnih vrst kupcev. Ti mehanizmi so za prodajalca stroškovno neučinkoviti, zato podjetja neskladja v povpraševanju zmanjšujejo s spremenjeno politiko odloga plačila³. Spremembe politike odloga plačila niso brezplačne, kljub temu pa omejujejo negativne vplive šokov neskladja dejanskega povpraševanja s pričakovanim povpraševanjem na finančni položaj in poslovanje podjetja. Na ta način je omogočena večja fleksibilnost poslovanja podjetja, saj je kratkotrajna nihanja v povpraševanju mogoče uskladiti s spremenjeno politiko odloga plačila (Emery, 1984, str. 272)⁴.

Poslovni in finančni motiv mehanizma odloga plačila se razlikujeta v cilju. Cilj poslovnega motiva je minimiziranje stroškov usklajevanja povpraševanja, medtem ko je cilj finančnega motiva maksimizirati donosnost sredstev. Obe utemeljitvi se razlikujeta tudi v predpostavkah.

³ Podjetje, ki se sooča s primanjkljajem (presežkom) v povpraševanju, lahko neskladje v povpraševanju zmanjša s kratkoročnim povečevanjem (zmanjševanjem) odloga plačila, ki zmanjša (poveča) efektivno ceno, ki jo kupec plača.

⁴ Podjetje, ki ima popolnoma stanovitno krivuljo povpraševanja, ne potrebuje politike odloga plačila za usklajevanje dejanskega povpraševanja s pričakovanim povpraševanjem, saj lahko natančno določi količino proizvodnje z izenačevanjem mejnih stroškov in mejnih prihodkov.

S poslovnega vidika so vzrok uporabe odloga plačila neskladja v povpraševanju, s finančnega vidika pa relativno informacijsko neučinkoviti finančni trgi.

Odlog plačila in specifične naložbe

Ng, Smith in Smith (1999) utemeljujejo obstoj odloga plačila s specifičnimi naložbami prodajalca v odnosu do kupca. Avtorji ugotavljajo, da je v interesu prodajalca kupcu omogočiti nemoteno poslovanje vse do trenutka, ko prodajalčevi pričakovani donosi niso realizirani. Mehanizem odloga plačila omogoča prodajalcu nadzorovati finančno stabilnost kupca, kar je v primeru prodaj brez odloga plačila onemogočeno. V tem smislu je odlog plačila dober inštrument navpičnega nadzora nad kupcem. Prodajalec lahko odlog plačila uporabi kot inštrument »pomoči«, saj omogoča ugodno financiranje finančno problematičnega kupca. Zato je odlog plačila kljub dejstvu, da večinoma predstavlja kratkoročni inštrument financiranja kupcev, lahko uporaben kot dolgoročni inštrument krepitve odnosov s kupci.

Transakcijska teorija odloga plačila

Ferris (1981) ugotavlja, da je odlog plačila inštrument, ki omogoča lažjo trgovsko izmenjavo blaga in storitev. Z odlogom plačila je mogoče znižati transakcijske stroške prodaje blaga, saj se denarni tok fizično loči od bolj nestanovitnega toka proizvodov in storitev. Odlog plačila kupcu omogoča lažje načrtovanje izdatkov in njihovo usklajevanje s prejemki, kar znižuje stroške plačilnega prometa in olajša transakcije.

V tabeli 1 so našteje empirične študije, ki potrjujejo posamezne teoretične razlage prodaje z odlogom plačila. Teorije, ki odlog plačila utemeljujejo z možnostmi arbitraže, so empirično najslabše podprte, medtem ko so teorije odloga plačila, ki temeljijo na informacijski asimetriji, najboljše podprte. Med posameznimi teorijami so empirično najbolj podprte teorije cenovne diskriminacije in transakcijskih stroškov (van der Wijst, Hol, 2002, str. 4). Teorija cenovne diskriminacije je v literaturi najbolj razširjena, zato bo tudi predstavljena v nadaljevanju.

1.2. Odlog plačila in vrednost podjetja

Podjetja lahko s politiko odloga plačila, s katero diskriminirajo med kupci, ustvarijo višji dobiček, tako da poberejo višji potrošniški presežek (Rouault, Kaufman, 1996, str. 87-101). Prodajalec lahko uspešno cenovno diskriminira samo, če izpolnjuje pogoje, ki onemogočajo arbitražno obnašanje kupcev (Prašnikar, 1999, str. 206-208):

- prodajalec mora ustvariti določeno tržno moč (imeti mora negativno naklonjeno krivuljo povpraševanja),
- prodajalec mora biti sposoben odkriti dve različni vrsti skupin kupcev, ki se razlikujeta po lastnostih povpraševanja za isti proizvod,

- obstajati mora možnost preprečevanja trgovanja med skupinami, med katerimi se cenovno diskriminira.

Kljub temu pa odlog plačila, ki je element efektivne cene, omogoča diskriminacijo pod pogoji, ki niso tako striktni kot jih zahteva »čista« cenovna diskriminacija (Wilson, Summers, 2002, str. 323). Schwartz in Whitcomb (1978) ugotavljata, da je v tem smislu odlog plačila prikriti mehanizem cenovne diskriminacije, kjer ne prihaja do prodaje po spremenjenih cenah, ampak do prodaje z različnim odlogom plačila, ki omogoča diskriminirati med kupci. Petersen in Rajan (1997, str. 689) dodajata, da so različne vrste terjatev povezane z različnimi profitnimi maržami. Ugotavljata, da je odlog plačila najenostavnejši inštrument cenovne diskriminacije, kadar podjetje posluje s kupci, ki imajo različne bonitetne ocene.

Za proizvajalca, ki diskriminira, je funkcija cene, ki maksimizira dobiček (Rouault, Kaufman, 1996, str. 89):

$$P_1 (1 + 1/e_1) = P_2 (1 + 1/e_2) \quad (1)$$

P_1 ... cena na prvem trgu

P_2 ... cena na drugem trgu

e_1 ... cenovna elastičnost povpraševanja na prvem trgu

e_2 ... cenovna elastičnost povpraševanja na drugem trgu

Predpostavljajmo, da ima proizvajalec negativno naklonjeno krivuljo povpraševanja, da so informacije o povpraševanju kupcev za proizvode podjetja in njihovem tveganju so brezplačno dostopne ter da lahko prodajalec z gotovostjo pozna tveganje kupca.

Predpostavljajmo tudi, da je funkcija celotnih stroškov podjetja sestavljena iz stalnega in spremenljivega dela. Stalni stroški, FC , so stroški, ki so neodvisni od obsega proizvodnje. Spremenljivi stroški, $f(q)$, so odvisni od obsega proizvodnje (Prašnikar, Debeljak, 1998, str. 199):

$$TC = FC + f(q) \quad (2)$$

Mejni stroški, $MC(q)$, so enaki odvodu prve stopnje funkcije spremenljivih stroškov:

$$MC(q) = f'(q) \quad (3)$$

Proizvod ima enotno uradno ceno L in odlog plačila, ki je formalno enak za vse kupce. Kljub temu lahko proizvajalec diskriminira med kupci, ko postavi ceno:

$$P_i = \frac{L}{(1+r)^t} \quad (4)$$

Prodajalec cenovno diskriminira s spreminjanjem časovnega odloga plačila t . Cena P_i je sedanja vrednost (na dan nakupa) navedene cene L , popravljene za časovno vrednost denarja z uporabo metode enakomernega obrestovanja z netvegano obrestno mero r in za tolerirano obdobje odloga plačila t . Ker je povpraševanje stohastično, želi proizvajalec diskriminirati med kupci po njihovi cenovni elastičnosti povpraševanja in tudi v odvisnosti od tveganja posameznega kupca. Parameter t je zato funkcija cenovne elastičnosti povpraševanja in premije za tveganje dolžniškega financiranja kupca i .

Funkcija cene, s katero proizvajalec diskriminira med kupci (Rouault, Kaufman, 1996, str. 90):

$$E(P_i) = (MC / (1 + 1/e_i)) (1 + p_i) \quad (5)$$

E ... operator pričakovane vrednosti

$(1 + p_i)$... faktor popravka za tveganja za kupca i

Za vsakega kupca i je funkcija povpraševanja:

$$Q_i = g_i P_i \quad (6)$$

Če enačbo 4 vstavimo v enačbo 6, dobimo:

$$Q_i = g_i \left(\frac{L}{(1 + r)^t} \right), \quad (7)$$

kjer je t edinstven vsakemu i -temu kupcu. Funkcija mejnega prihodka je

$$MR = g_i' \left(\frac{L}{(1 + r)^t} \right), \quad (8)$$

Če enačbo 8 vstavimo v enačbo 3, dobimo:

$$MC = f' \left(\sum_i g_i \left(\frac{L}{(1 + r)^t} \right) \right) \quad (9)$$

Proizvajalec maksimizira dobiček, ko enači mejne prihodke z mejnimi stroški. Mejni stroški so opredeljeni kot vsota Q vseh kupcev in so konstantni v vsaki časovni točki. Za razliko od mejnih stroškov so mejni prihodki edinstveni za vsakega kupca, kar je zadosten razlog za diskriminacijo med kupci na podlagi spreminjanja odloga plačila t za vsakega kupca.

Optimalna naložba v terjatve je funkcija več spremenljivk. Pogodbeni rok plačila t je faktor, s katerim proizvajalec enači mejne stroške in mejne prihodke na vsakem trgu posebej⁵.

$$t_k^* = f(MC_q, R_i, e_i) \quad (10)$$

Parameter t_k^* je optimalni povprečni odlog plačila in je funkcija proizvajalčevih mejnih stroškov MC_q , matrike značilnosti kupcev podjetja i R_i in vektorja tehtanih cenovnih elastičnosti povpraševanja proizvajalčevih kupcev e_i .

Rouault in Kaufman (1996) z modelom dokazujeta, da je odlog plačila lahko osnova za diskriminacijo med kupci, ki vodi v ustvarjanje višjega dobička. Cenovna diskriminacija je možna v primeru, ko ima prodajalec določeno tržno moč, ki jo lahko ustvari tudi s pomočjo časovnega odloga plačila, in je hkrati sposoben odkriti takšne kupce, ki se po značilnostih povpraševanja razlikujejo. Tretjemu pogoju, nezmožnosti trgovanja med kupci, pa je mogoče tudi ustreči, saj je odlog plačila teoretično težko odkriti in opazovati s strani tretjih kupcev ter konkurentov, kar onemogoča trgovanje med njimi.

Prodajalec želi preprečiti arbitražne tokove in ustvarjanje sekundarnih trgov s formalno objavo prodajnih pogojev in prodajne cene L , ki je enaka za vse kupce. Prodajalec postavi ceno L v točki, ki presega zastavljeni pogoj maksimizacije dobička v pogojih nediskriminacije ($MR=MC$), in sicer na raven, kjer so mejni prihodki in mejni stroški enaki za kupca z najmanj elastičnim povpraševanjem. Kupci, ki imajo višjo cenovno elastičnost, dobijo nižjo efektivno ceno proizvoda, ko prodajalec spreminja pogodbeni odlog plačila in jim s tem omogoča plačevanje v rokih, ki se razlikujejo od tistih pri kupcih z nižjo elastičnostjo.

Rouault in Kaufman (1996) dokazujeta, da je ob izpolnitvi dveh pogojev cenovna diskriminacija med kupci mogoča tudi na popolnoma informacijsko učinkovitih trgih. Predpostavki sta:

- prodajalčeva prodajna politika vsebuje pogojno ali nepogojno ponudbo popusta do točke, ko vsaj en kupec pogoje sprejme in vsaj en kupec pogojev ne sprejme;
- formalni prodajni pogoji se ne uporabljajo dosledno. Prodajalec dela izjeme v prodajni politiki.

Diskriminacija v pogojih popolne informacijske učinkovitosti lahko obstaja v primeru, ko prihaja do odmikov od formalne politike prodaje na odlog plačila, ki ni zapisana v pogodbenih določilih, in v postavljanju implicitnih prodajnih pogojev. Takšne ugodnosti obsegajo: dopuščanje daljših zamud pri plačilu brez zamudnih obresti, izkoriščanje popustov kljub zamudi s plačilom, itd. Ugodnosti, ki niso formalno zapisane, je s strani tretjih subjektov

⁵ V skrajnem primeru je število trgov, kjer prodajalec diskriminira, enako številu kupcev.

nemogoče opazovati, kar omogoča diskriminacijo med kupci kljub informacijski učinkovitosti finančnih trgov in trgov proizvodov⁶.

Če ugodnosti ni mogoče neformalno zagotavljati v pogojih popolne informacijske učinkovitosti, bo neizbežno prišlo do arbitražnega trgovanja na sekundarnih trgih, v nekaterih primerih pa celo do zakonskih neugodnosti za prodajalca (Rouault, Kaufman, 1996, str. 91).

Model maksimizacije dobička v enačbi 10 predpostavlja poslovanje prodajalcev in kupcev v razmerah gotovosti, ko prodajalec pozna kupčevo tveganje neplačila, ter v razmerah, ko trgi proizvodov niso popolnoma konkurenčni. Podjetje maksimizira dobiček v točki, kjer so mejni stroški enaki mejnim prihodkom vsakega posameznega kupca, kar je tudi odločitveno pravilo za naložbe v terjatve.

Bistvena pomanjkljivost modela v enačbi 10 je predpostavka, da prodajalec z gotovostjo pozna tveganja neplačila kupca. Ta predpostavka je v stvarnosti večinoma kršena. Enačbo 10 je potrebno razširiti s parametrom tveganja neplačila kupcev k_i , ki je element matrike značilnosti kupcev R_i (prirejeno po Rouault, Kaufman, 1996):

$$t_k^* = f(MC_q, R_i(k_i), e_i) \quad (11)$$

V razmerah negotovosti parameter tveganja neplačila odločujoče vpliva na optimalno naložbo v terjatve. Zato mora podjetje določiti najvišje tveganje neplačila kupca, ki se mu še lahko izpostavi, da s prodajo na odlog plačila povečuje svojo vrednost. Pri tem tveganju neplačila je prirastek prodaje z odlogom plačila k vrednosti podjetja enak nič. Zato lahko to tveganje neplačila imenujemo mejno tveganje neplačila. Mejno tveganje neplačila je zadostni pogoj za prodajo z odlogom plačila, ki še povečuje vrednost podjetja⁷.

1.3. Tveganja prodaje z odlogom plačila

Podjetja so pri poslovanju izpostavljena trem vrstam tveganj (Jorion, 2001, str. 17):

- poslovnim tveganjem,
- strateškim tveganjem in
- finančnim tveganjem.

Poslovna tveganja se nanašajo na trg proizvodov, na katerem podjetje posluje, in so odvisna predvsem od delovanja posameznih funkcij v podjetju. Strateška tveganja izvirajo iz temeljnih sprememb v ekonomskem in političnem okolju. Finančna tveganja so opredeljena kot možne izgube na finančnih trgih (Galitz, 1995, str. 216).

⁶ Rouault in Kaufman (1996) pri svoji tezi napeljujeta na zmanjševanje transparentnosti poslovanja z namenom diskriminacije.

⁷ Bolj zapleten model zadostnega pogoja prodaje z odlogom plačila je razvil Fewings (1996, str. 103-120).

Finančna tveganja izvirajo iz finančnih transakcij in neposredno vplivajo na finančne odločitve podjetja. Tudi Zakon o finančnem poslovanju podjetij (Ur.l. RS št. 54/1999; v nadaljevanju ZFPP) opredeljuje nujnost spremljanja in obvladovanja finančnih tveganj (Peterlin, 2004, str. 97). Določbe 9. člena ZFPP opredeljujejo štiri vrste finančnih tveganj⁸:

- likvidnostna tveganja,
- tveganja neizpolnitve nasprotne stranke,
- obrestna, valutna in druga tržna tveganja in
- tveganja zaradi izpostavljenosti do posamezne osebe oziroma oseb, ki predstavljajo enotno tveganje.

Pri prodaji na odlog plačila se prodajalec sooča s kreditnim tveganjem, ki je uvrščeno v skupino tveganj neizpolnitve nasprotne stranke. Tveganja neizpolnitve nasprotne stranke predstavljajo poleg kreditnega tveganja še tveganja neizpolnitve nadenarnih obveznosti, in sicer: tveganje netočne dobave blaga, tveganje dobave manj kakovostnih izdelkov ali storitev, tveganje neizpolnitve drugih dogovorjenih obveznosti, itd. (Peterlin, 2004, str. 197).

Galitz (1995, str 216) opredeljuje kreditno tveganje kot tveganje prodajalca, da kupci in drugi poslovni partnerji terjatev ne bodo poravnali ali jih bodo poravnali z zamudo. Kendall (1998, str. 119), Jorion (1997, str. 313), Holliwell (1998, str. 279), Brealey in Mayers (2000, str 809) in Sedej (2004, str. 17) opredeljujejo kreditno tveganje na približno enak način, in sicer kot tveganje, da kupec ne bo mogel ali ne bo želel poravnati svoje finančne obveznosti ob zapadlosti v skladu s sklenjeno prodajno pogodbo.

Skladno z zgornjimi opredelitvami kreditnega tveganja je pri prodaji na odlog plačila prodajalec izpostavljen dvema vrstama kreditnega tveganja, ki izvirata iz preveč optimistične ocene plačilne discipline kupca. Prva vrsta tveganja je tveganje zamude pri plačilu na dan pogodbenega roka plačila, ki še ne pomeni neplačila terjatve. Zamuda pri plačilu povzroča prodajalcu, če se v pogodbenih določilih ni ustrezno zavaroval, oportunitetne stroške alternativnih naložb. Kljub temu je zamuda pri plačilu obveznosti kupcev pri nekaterih poslovnih subjektih, ki svoje izdelke in storitve prodajajo z odlogom plačila, celo zaželena. Če se prodajalec lahko opre na močne mehanizme izterjave, lahko zamuda pri plačilu prodajalcu prinese visoke donose v obliki zamudnih obresti, ki jih kupec plača prodajalcu za zamudo pri plačilu, ki presega pogodbeni rok plačila⁹.

Druga vrsta kreditnega tveganja ali "pravo" kreditno tveganje je tveganje neplačila terjatve. Neplačilo terjatve povzroča prodajalcu izpad prihodka. Prodajalec lahko utрпи dodatne stroške, ki so posledica neplačila terjatve, če želi terjatev izterjati po sodni poti. Ti stroški

⁸ V strokovni literaturi se pojavljajo podobne členitve finančnih tveganj. Galitz (1995, str. 216) navaja več vrst finančnih tveganj, med katerimi izpostavlja predvsem likvidnostno tveganje, tržna tveganja in kreditno tveganje.

⁹ Proizvajalci načrtno omogočajo svojim kupcem, da svoje obveznosti plačujejo z odlogom plačila, in sicer zaradi večje konkurenčnosti in verjetnosti, da bo prišlo do zamude in, posledično, do visokih donosov v obliki zamudnih obresti. To je še posebej razvidno pri fizičnih osebah in proizvajalcih, ki nudijo kreditne kartice ali kartice, ki omogočajo kasnejše plačilo. Ker je izterjava pri fizičnih osebah bolj učinkovita kot pri pravnih, je lahko strategija odloga plačila na podlagi kreditnih kartic donosna.

lahko v primeru neopredeljene politike izterjave in neustreznih notranjih kontrol presegajo vrednost terjatve¹⁰.

Dodatna obremenitev za prodajalca je davek na dodano vrednost (v nadaljevanju DDV), ki ga prodajalec plača davčnemu organu ne glede na to, ali terjatev dobi poplačano ali ne. Plačani DDV lahko prodajalec v določenih primerih dobi povrnjen, vendar mora davčnemu organu predložiti dokazila, da je uporabil vsa orodja za izterjavo dolga. Kljub možnosti kasnejšega povračila DDV je prodajalec dolžan DDV nakazati davčnemu organu ter ga na ta način financirati.

Pri prodaji na odlog plačila in ocenjevanju plačilne discipline kupca obstaja tudi druga vrsta tveganja, ki jo strokovna literatura ne uvršča med kreditna tveganja. Prodajalec je pri prodaji na odlog plačila izpostavljen tudi oportunitetnemu tveganju, ki se pojavi, če v razmerah negotovosti dosežemo slabši izid od optimalno možnega v primeru popolnih informacij (Galitz, 1995. str. 216). Prodajalec je oportunitetnemu tveganju izpostavljen, ko se odloča o prodaji na odlog plačila kupcu in kupčevo plačilno sposobnost podcenjuje. Prodajalec, ki kupčevo plačilno sposobnost podcenjuje in kupcu prodajo na odlog plačila zavrne, povzroča oportunitetne stroške izgubljene poslovne priložnosti. Oportunitetni stroški pri zavrnitvi prodaje na odlog plačila kupcu niso samo stroški, ki jih ima prodajalec z izgubo enega posla, ampak tudi z izgubo poslov v prihodnosti, če se bo kupec odločil za nakup pri prodajalčevemu konkurentu, ki bo izdelke ali storitve prodajal z odlogom plačila. Oportunitetne stroške prodajalca je mogoče oceniti kot diskontirano vrednost denarnih tokov sedanjega in prihodnjih poslov.

Vpliv oportunitetnega tveganja na vrednost podjetja je odvisna od povpraševanja in ponudbe prodajalčevih izdelkov in storitev. Če ima prodajalec presežek povpraševanja nad ponudbo, je oportunitetno tveganje enako nič, saj lahko izgubljene posle nadomesti z novimi. Oportunitetno tveganje je višje, če ima prodajalec presežek ponudbe nad povpraševanjem¹¹.

Obe vrsti kreditnega tveganja in oportunitetno tveganje pri prodaji na odlog plačila povzročajo prodajalcu naslednje stroške (Barry, 1997, str 2):

- finančni stroški: podjetja, ki pri prodaji proizvodov nudijo odlog plačila, financirajo kupca,
- stroški slabih terjatev ali stroški, da terjatev nikoli ne bo poravnana,
- oportunitetni stroški: terjatve iz poslovanja predstavljajo za podjetja sredstva, s katerimi je potrebno doseči največji donos. Več časa ko preteče, preden se terjatve spremenijo v denar, večji so oportunitetni stroški naložbenja v terjatve in
- stroški administracije: za oceno plačilne sposobnosti kupca mora prodajalec izoblikovati ustrezne odločitvene modele, katerih izdelava ali nakup zahteva stroške.

¹⁰ Več o teoretičnih in praktičnih vidikih sodne izterjave terjatev (izvršilni in pravdni postopki) glej Dida Volk: Upniki v sodnih postopkih. Ljubljana: Aletheia, 2004, 736 str.

¹¹ Tveganja, s katerimi je soočen prodajalec pri odločitvi o prodaji na odlog plačila, so povezana z napakami ocene plačilne discipline kupca. Več o tem glej razdelek 2.3.

Kreditno tveganje, s katerim se sooča prodajalec pri prodaji na odlog plačila, lahko vodi v težave pri planiranju denarnih prilivov v podjetje in povzroča stroške najemanja dodatne likvidnosti. V skrajnih primerih kreditno tveganje lahko vodi v likvidnostno tveganje, ko podjetje, čeprav ima dobiček, ni sposobno poravnati svojih poslovnih obveznosti. Zato je pomembno, da ima podjetje izoblikovano kreditno politiko, ki omogoča podjetju omejevati kreditno tveganje in povečevati vrednost podjetja s prodajo na odlog plačila.

1.4. Opredelitev kratkoročne plačilne discipline

Določbe 5. in 7. člena ZFPP narekujejo podjetjem, da morajo biti v vsakem trenutku sposobna pravočasno izpolnjevati zapadle obveznosti. Podjetja bi se morala zato zavarovati pred likvidnostnimi tveganji in izvajati politiko rednega upravljanja z likvidnostjo. Kljub dejstvu, da bi morali biti kupci oziroma dolžniki sposobni pravočasno izpolnjevati zapadle obveznosti, morajo prodajalci oceniti sposobnost kupca, da izpolni svoje obveznosti in poplača terjatev. Plačilna sposobnost ali likvidnost kupca je odvisna od denarnih sredstev, ki jih ima na razpolago, in denarnih sredstev, ki jih lahko generira v poslovnem ciklu (White, Sondhi, Fried, 1997, str. 155). Ocenjevanje likvidnosti kupca je pomembno za prodajalčevo likvidnost, saj je postavljen pred nalogo, kako najučinkoviteje preoblikovati terjatve do kupcev v denarno obliko. Le-to pa je odvisno tudi od plačilne discipline kupca.

Emery in Cogger (1982) opredeljujeta likvidnost kot vsoto likvidnostnih sredstev L (na primer denarnih sredstev) na začetku obdobja in denarnih tokov, generiranih v poslovnem ciklu C v proučevanem obdobju. Podjetje je nelikvidno, ko je izpolnjena naslednja neenakost:

$$L + C < 0 \quad (12)$$

V teh primerih podjetje potrebuje dodatno zunanje financiranje. Emery in Cogger (1982) ugotavljata, da je pričakovano poplačilo terjatev funkcija momenta plačilne sposobnosti kupca, saj je odvisno od kratkoročne plačilne nesposobnosti (nelikvidnosti) dolžnika. Vzroki nezmožnosti plačila so prevelika vrednost sredstev, vezanih v obratnem kapitalu podjetja, slaba politika izterjave terjatev, otežen dostop do kratkoročnih likvidnostnih posojil, prevelike investicije v opredmetena osnovna sredstva in neopredmetena dolgoročna sredstva, itd. (Wilson et al., 1995). Plačilna disciplina kupca je odvisna tudi od neučinkovite administracije, počasnega sistema, odvajanja davka na dodano vrednost, itd. (Prašnikar, Pahor in Cirman, 2002, str. 296).

Plačilna nesposobnost je razlog, da kupci svoje obveznosti ne poravnajo redno. Poleg tega je vzrok neplačila tudi načrtno neplačevanje obveznosti z namenom cenejšega kratkoročnejšega financiranja. Posebej je načrtno zavlačevanje neplačila povezano z visoko pogajalsko in tržno močjo dolžnika, ki si lahko privošči tudi zamude pri plačilu.

Prodajalec poskuša zato pred prodajo z odlogom plačila oceniti kupčevo sposobnost in voljo za plačilo obveznosti. Na osnovi ocene plačilne discipline lahko namreč napove svoje pričakovane denarne tokove ter upravlja s svojo likvidnostjo. Prodajalec ocenjuje sposobnost poplačila kupca na denarno enoto C_t v času t z zvezno spremenljivko $1+\Phi_t$, ki predstavlja sposobnost in pripravljenost kupca, da plača svojo obveznost. Sposobnost plačila kupca je vsota razpoložljivih likvidnostnih sredstev, denarnih sredstev, ki jih podjetje ustvari v času t , in denarnih sredstev, namenjenih za plačilo obveznosti, ki zapadejo v času t . Ko velja $\Phi \geq 0$ kupec plačuje svoje obveznosti redno. Ko velja $-1 < \Phi < 0$, pride prodajalec do delnega neplačila terjatev, saj kupec poplača zgolj $1 + \Phi$ obveznosti na denarno enoto. Ko velja $\Phi \leq -1$, je neplačilo popolno. Poplačilo na denarno enoto prodaje z odlogom plačila, ki ga lahko pričakuje prodajalec, je (Cruces, 2001, str. 5-6):

$$C_t = \begin{cases} 1 & ; 1 \leq 1 + \Phi_t \\ 1 + \Phi & ; 0 \leq 1 + \Phi_t \leq 1 \\ 0 & ; 1 + \Phi_t \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

Pričakovano plačilo v obdobju t ($t=T-n$) je verjetnost polnega poplačila dolga in pričakovanega plačila v primeru neplačila (Cruces, 2001, str. 5-6):

$$E_{T-n}(C_t) = \int_0^{\infty} f_{T-n}(\Phi_t) d\Phi_t + \int_{-1}^0 (1 + \Phi_t) f_{T-n}(\Phi_t) d\Phi_t \quad (14)$$

Enačba 14 predstavlja porazdelitev spremenljivke Φ_t v obdobju $T-n$. Enačba $\int_0^{\infty} f_{T-n}(\Phi_t) d\Phi_t$ predstavlja verjetnost polnega plačila obveznosti, medtem ko enačba $\int_{-1}^0 (1 + \Phi_t) f_{T-n}(\Phi_t) d\Phi_t$ predstavlja vrednost pričakovanega poplačila v primeru neplačila.

Ker je za prodajalca pomembno, da oceni sposobnost in voljo dolžnika za poplačilo terjatev, je v magistrskem delu dinamika plačevanja obveznosti dolžnika opredeljena kot plačilna disciplina. Plačilna disciplina je širši pojem od plačilne sposobnosti, saj vključuje tudi poslovno voljo kupca za poravnavanje obveznosti. Peterlin (2004, str. 97) ločuje med plačilno nesposobnostjo podjetja kot nezmožnostjo podjetja, da poravna obveznosti, in kreditnim tveganjem, ko se podjetje odloči, da ne bo poravnalo obveznosti do prodajalca. Kreditno tveganje vsebuje tveganje plačilne nesposobnosti dolžnika in tveganje, da dolžnik obveznosti ne bo želel poravnati.

2. BONITETNI MODELI IN RAZVRŠČANJE PODJETIJ V SKUPINE

2.1. Teoretične osnove bonitetnih modelov

Optimalne odločitve o prodaji na odlog plačila povečujejo vrednost podjetja. Kljub temu je potrebno za odločanje pri prodaji na odlog plačila, ki povečuje vrednost podjetja, in izogibanje kreditnemu tveganju pravilno oceniti plačilno disciplino kupca oziroma verjetnost kupčevega plačila. V ta namen obstajajo bonitetni modeli, ki so ključni dejavnik v procesu odločanja o prodaji z odlogom plačila in osnova za učinkovito upravljanje s terjatvami.

Napačne odločitve o prodaji na odlog plačila so posledica asimetrije informacij. Bonitetni modeli so metode za zmanjševanje tovrstne asimetrije. Odlog plačila, ki je bil predstavljen v prejšnjem razdelku, ima informacijsko vsebnost in omogoča prodajalcu spoznati tveganje kupca. Ker kupci pogosto ne želijo razkrivati podatkov, si prodajalci lahko pridobijo zadostno količino informacij šele, ko je posel sklenjen in se plačilna disciplina kupca začne odražati v izkoriščanju plačilnega odloga. Bonitetni modeli rešujejo oba problema pred sklenitvijo kupoprodajnega posla. Na eni strani onemogočajo večja razkritja kupcev in na drugi omogočajo prodajalcu podrobneje spoznati verjetnost neplačila kupca pred sklenitvijo posla (Galil, 2002, str. 2).

Osnovna spremenljivka, ki omogoča razvrščanje podjetja v bonitetno lestvico, je tveganje neplačila kupca. Bonitetna lestvica je preslikava ocenjene verjetnosti neplačila kupca k_{it} , ki je izražena kot zvezna številčna spremenljivka, omejena z 0 in 1,

$$k_{it} \rightarrow [0,1] \quad (15)$$

v diskretno n -razredno spremenljivko, bonitetno lestvico (prirejeno po Krahnen, Weber, 2001, str. 6):

Predpostavljamo, da upnik s podjetjem i v času t sklene posel in podjetju i odobri pogodbeni odlog plačila. Še prej lahko upnik na podlagi bonitetne lestvice dodeli poslovnemu partnerju dolžniku bonitetno oceno G_{it} . Bonitetni model za vsako podjetje i v času t generira oceno tveganja neplačila $k_{it} \equiv k(x_{it}, t)$. Ocena tveganja neplačila k_{it} je določena na podlagi vektorja značilnosti podjetja x_{it} in je osnova za določitev bonitetne ocene G_{it} na lestvici od 1 do n (Galil, 2002, str. 9):

$$G_{it} = \begin{cases} 1 & \text{če } -\infty \leq \overline{k_{it}} \leq c_1 \\ 2 & \text{če } c_1 \leq \overline{k_{it}} \leq c_2 \\ \vdots & \\ n & \text{če } c_{n-1} \leq \overline{k_{it}} \leq \infty \end{cases} \quad (16)$$

kjer, $\overline{k_{it}}$ predstavlja oceno tveganja neplačila k_{it} in $C=(c_1, c_2, \dots, c_{n-1})$ predstavlja vektor $n - 1$ kritičnih vrednosti, ki jih izbere oblikovalec bonitetne lestvice v odvisnosti od tveganja, ki se mu želi izpostaviti. G_{it} je bonitetna ocena posameznega podjetja (Galil, 2002, str. 9). Rezultat bonitetnega modela je n -razredna bonitetna lestvica. Lestvica je merilo za razvrščanje enot v populaciji v različne skupine, ko je značilnosti, ki ločujejo različne skupine, nemogoče opazovati (Thomas, 2000, str. 151).

2.2. Lastnosti bonitetnih modelov

Kvalitetni bonitetni modeli ustrezajo naslednjim lastnostim (Krahner, Weber, 2001, str. 10-18):

- vsestranskost: Bonitetni model mora na enak način razvrščati množico po lastnostih različnih podjetij (po industriji, v času, itd.).
- popolnost: Popolni bonitetni model zagotavlja, da so prodajalci z bonitetnim modelom sposobni ocenjevati kupce, s katerimi aktivno poslujejo, in tudi kupce, s katerimi ne poslujejo več. Podatki o kupcih, s katerimi podjetja ne poslujejo več, so pomembni z vidika nepristranskosti vzorca.
- zapletenost: Pri izdelavi bonitetnega modela izdelovalec odloča o številu različic bonitetnega modela. Izdelovalec izbira med enim zapletenim modelom, ki omogoča razvrščati več, po lastnostih različnih podjetij, in več modeli, ki so primerni za razvrščanje podjetij podobnih lastnosti. Uporaba enega zapletenega bonitetnega modela lahko povzroča številne napake pri razvrščanju podjetij v različne bonitetne razrede. Oblikovanje večjega števila modelov je lahko tvegano, ker lahko eno podjetje uvrstimo v več bonitetnih modelov.
- opredelitev tveganja neplačila: Izdelovalec bonitetne lestvice mora jasno opredeliti dogodek in tveganje neplačila.
- monotonost (Moč): Če je verjetnost neplačila dveh podjetij enaka, imata obe podjetji enako bonitetno oceno. Če ima podjetje i manjše tveganje neplačila, ima višjo bonitetno oceno in obratno.
- natančnost: Bonitetna lestvica mora imeti dovolj razredov, da bonitetni model učinkovito razvršča podjetja, ne sme pa imeti preveč razredov, ki bi onemogočali razlikovanje med podjetji po boniteti.
- zanesljivost: Bonitetna lestvica mora biti konsistentna med podjetji, ki imajo enako tveganje neplačila.

- preverljivost: Napovedana ali ocenjena verjetnost neplačila pred poslovnim dogodkom se ne sme razlikovati od dejanske verjetnosti neplačila.
- informacijska učinkovitost: Bonitetni modeli morajo biti informacijsko učinkoviti, tako da ni mogoče napovedati prihodnje spremembe v boniteti na podlagi preteklih sprememb.
- izboljšave bonitetnega modela: Bonitetni model mora skozi čas povečevati svojo učinkovitost.
- dostopnost podatkov: Zgodovinski in trenutni podatki, ki sestavljajo bonitetni model, morajo biti hitro in enostavno dostopni.
- usklajenost z politiko nagrajevanja: Politika nagrajevanja izdelovalcev bonitetnih modelov mora biti zastavljena tako, da ni možno spreminjati bonitete podjetja v prid zasledovanju lastnih interesov.
- notranji nadzor: Bonitetni proces mora biti nadzorovan z rednimi in izrednimi pregledi ter statističnimi metodami, ki ugotavljajo nenavadne in velike premike v bonitetnih ocenah posameznih poslovnih subjektov.
- zunanji nadzor: Zunanje nadzorne institucije opravljajo enako vlogo kot notranje nadzorne institucije. Zunanji nadzor je pomemben zato, ker zagotavlja zunanjo verodostojnost bonitetnega modela.

2.3. Napake pri razvrščanju podjetij v skupine in uspešnost razvrščanja

Pri razvrščanju podjetij v bonitetno lestvico z bonitetnimi modeli lahko pride do napačnih razvrstitev, ki se odražajo v dveh vrstah napak (White, Sondhi, Fried, 1997, str 992). Napaka vrste I, ki je osnova kreditnega tveganja, nastane, ko bonitetni model podjetje razvrsti v boljši bonitetni razred v primerjavi z bonitetnim razredom, v katerega se kasneje dejansko uvrsti. Napaka vrste II pa je napaka, ki je osnova komercialnega tveganja, in se pojavi, ko bonitetni model podjetje razvrsti v slabši bonitetni razred v primerjavi z razredom, v katerega se kasneje dejansko uvrsti.

Natančnost pri razvrščanju podjetij v bonitetne razrede je osnovna mera kakovosti bonitetnega modela. Uspešnost bonitetnega modela, da pravilno razvršča opazovane enote v bonitetno lestvico, se najpogosteje ocenjuje s pomočjo mer, osnovanih na razvrstitvenem pravilu, in sicer: z deležem pravilno razvrščenih enot v primerjavi z vsemi enotami v analizi in z vidika minimizacije stroškov, ki so posledica napak pri razvrščanju v skupine (Joos, Ooghe, Sierens, 1998).

Metoda merjenja natančnosti razvrščanja bonitetnega modela z deležem pravilno razvrščenih enot ocenjuje kakovost bonitetnega modela na osnovi števila napak vrste I in napak vrste II. Manjše število napak, ki jih povzroči model, pomeni večjo kakovost bonitetnega modela. Osnovna predpostavka tega pravila učinkovitosti modela je simetrična funkcija velikosti stroškov napake vrste I in napake vrste II.

Metoda merjenja natančnosti razvrščanja z vidika minimizacije stroškov ocenjuje kakovost modela s stroški napake vrste I in napake vrste II neodvisno od razmerja med številom napak vrste I in napak vrste II. Ta metoda predpostavlja asimetrično funkcijo velikosti stroškov, saj so stroški napake vrste I v primerjavi s stroški napake vrste II večji (Ooghe et al., 1999; Valentinčič, 1999a, str. 32). Altman, Halderman in Narayanan (1977) ocenjujejo, da je strošek napake vrste I 35-krat višji kot strošek napake vrste II. Stroški napake vrste I so posledica zamujenega plačila s strani kupca (stroški likvidnosti) ali izgube terjatve. Stroški napake vrste II pa so povezani z oportunitetnimi stroški alternativnih naložb. Merimo jih lahko kot razliko med donosnostjo naložbe v posel, kjer je prodajalec naredil napako vrste II, in povprečno tržno donosnostjo enako tveganega inštrumenta (White, Sondhi, Fried, 1997, str. 992).

Če je bonitetni model interne narave (bonitetnega modela se poslužuje zgolj eno podjetje pri ocenjevanju plačilne discipline svojih kupcev), je stroškovna funkcija prodajalca, na kateri je osnovan bonitetni model, enaka družbeni stroškovni funkciji prodajalca, saj so stroški, ki nastajajo zaradi napake vrste I in napake vrste II, v celoti v domeni prodajalca. Stroškovna funkcija zunanjega bonitetnega modela (bonitetnega modela, kjer uporabnik ni samo podjetje, ki je bonitetni model razvilo, ampak tudi drugi uporabniki na trgu) pa ni enaka družbeni stroškovni funkciji podjetja, saj napake vrste I in napake vrste II, ki so strošek lastnika bonitetnega modela, povzročajo tudi širše družbene stroške. Do pojava širših družbenih stroškov napake vrste I in vrste II lahko pride na trgih, kjer je prevladujoč en večji prodajalec. Večji prodajalec, ki ima tudi več kupcev, ima manjše stroške izdelave bonitetnega modela na kupca, kar opravičuje izdelavo bonitetnega modela. Manjši prodajalci, ki imajo manjšo osnovo strank, si modela ne morejo privoščiti. Zato se pri odločitvah zanašajo na bonitetni model večjega prodajalca in, posledično, pri prodaji z odlogom delajo enake napake kot večji prodajalec. Napaka vrste I bonitetnega modela večjega podjetja lahko povzroči negativno eksternalijo, ker lahko tudi manjša podjetja precenjujejo plačilno sposobnost poslovnih partnerjev. Ker so manjša podjetja bolj občutljiva na neredno poravnane obveznosti s strani svojih kupcev, so lahko napake vrste I za manjša podjetja usodne. Napaka vrste II bonitetnega modela velikega podjetja povzroča tudi širšo negativno eksternalijo, saj lahko v skrajnem primeru povzroči širše zavračanje sodelovanja s poslovnim partnerjem, ki je dejansko boljši plačnik, kot pa ga ocenjuje bonitetni model.

Pri razvrščanju podjetij z vidika minimizacije stroškov napak razvrščanja je stroškovna funkcija asimetrična. Zato je pomembno oblikovati takšno ravnovesje med številom napak vrste I in številom napak vrste II, da so stroški napačnih razvrstitev najnižji. V skrajnem primeru je potrebno znižati odstotek pravilno razvrščenih neproblematičnih podjetij in povečati odstotek pravilno razvrščenih problematičnih podjetij (Ohlson, 1980). Težnja po minimizaciji stroškov napačne razvrstitve odločujoče vpliva na metodo sestavljanja bonitetnega modela.

Pri oblikovanju bonitetnih modelov se stroški napačnega razvrščanja lahko minimizirajo tudi z določitvijo optimalne kritične vrednosti (Koh, 2001, str. 188). Pri razvrščanju podjetij v

bonitetno lestvico je ocenjena verjetnost k_i , da kupec ne bo poravnal obveznosti do dobavitelja (dogodek D), signal o stanju podjetja (prirejeno za večstopenjsko bonitetno lestvico po Ohlson, 1980, str. 124). Prodajalec, ki se odloča o odlogu plačila, lahko ta signal interpretira različno. Odločiti se mora, kako močan mora biti signal, da posamezno podjetje uvrsti v določeni bonitetni razred. Ocenjene verjetnosti c_{iS} in c_{iZ} , ki predstavljata spodnjo in zgornjo mejo verjetnosti za posamezni razred bonitetne lestvice, sta poimenovani kritični vrednosti, saj za vsak bonitetni razred posebej določata verjetnosti razvrstitve¹² (za večstopenjsko bonitetno lestvico prirejeno po Valentinčič, 1999a, str. 31)¹³.

Teoretično je izbor kritične vrednosti odvisen od velikosti in razmerja stroškov vrste I in vrste II. Izbor kritične vrednosti in izpostavljenosti tveganju sta v domeni odločevalca in njegovega odnosa do tveganja (Ooghe et al., 1999, str. 5). Kljub temu pa Palepu (1986), Valentinčič (1999a, str. 32) in Hamer (1983) ugotavljajo, da se v večini študij, kjer je bonitetna lestvica dvostopenjska (zgolj problematično in neproblematično podjetje), kritična vrednost postavi na arbitratno stopnjo 0,5. Pri večstopenjskih bonitetnih modelih je kritičnih vrednosti več (glej enačbo 16). Prodajalec zato pri oblikovanju bonitetnega modela določa $n-1$ kritičnih vrednosti ter tako minimizira stroške napačnih razvrstitev (ob predpostavki n -stopenjske bonitetne lestvice).

Pričakovane stroške napačne razvrstitve večstopenjskega bonitetnega modela izračunamo s pomočjo stroškovne funkcije razvrščanja (prirejeno za večstopenjsko bonitetno lestvico po Koh, 1992, str. 191-193):

$$E(C) = \pi_1(P_{I1}C_{I1}) \dots (P_{In-1}C_{In-1}) + \pi_2(P_{II1}C_{II1}) \dots (P_{In-2}C_{In-2}) + \pi_n(P_{In}C_{In}) \dots (P_{In-1}C_{In-1}) \quad (17)$$

$\pi_1, \pi_2, \pi_n \dots$ apriori verjetnosti, da bo podjetje dejansko razvrščeno v določeni bonitetni razred $C_{I1}, C_{In-1} \dots$ strošek napake vrste I po različnih stopnjah

$C_{II1}, C_{In-2} \dots$ strošek napake vrste II po različnih stopnjah

$P_{I1}, P_{In-1} \dots$ pogojna verjetnost napake I po različnih stopnjah

$P_{II1}, P_{In-1}, P_{In-2} \dots$ pogojna verjetnost napake II po različnih stopnjah

Za razliko od razvrščanja v dve skupini poznamo pri večstopenjski bonitetni lestvici več stopenj napak vrste I in vrste II ter stroškov napak vrste I in vrste II. Teoretično je število različnih stopenj napak vrste I in vrste II ter posledično število stroškov posameznih stopenj napak enako $n-1$, pri čemer je n število razredov bonitetne lestvice.

¹² Pri večstopenjskem bonitetnem modelu je kritičnih vrednosti več, saj ima vsak razred natančno dve (spodnja in zgornja kritična vrednost bonitetnega razreda). Pri tem velja, da je spodnja kritična vrednost višjega bonitetnega razreda enaka zgornji kritični vrednosti nižjega bonitetnega razreda ($c_{nZ} = c_{n-1S}$; $0 \leq c \leq 1$; glej tudi enačbo 16).

¹³ Povečevanje kritične vrednosti k_i proti zgornji mejni vrednosti 1 pri dvostopenjskem bonitetnem modelu povzroča povečevanje prodajalčeve izpostavljenosti napaki vrste I, saj se pas verjetnosti $1 - k_i$, ki opredeljuje problematičnost podjetja, zoža. V povprečju je vedno manj verjetno, da bo podjetju napovedana problematičnost, kar dopušča možnost, da bo več podjetij, ki bodo opredeljena kot neproblematična, dejansko problematičnih. To je empirično dokazal Valentinčič (1999a, str. 72-75). Pri večstopenjskem bonitetnem modelu lahko delamo podobne zaključke samo, če povečujemo vrednosti vseh $n-1$ kritičnih vrednosti (n je število bonitetnih razredov).

V enačbi 17 so pričakovani stroški napačnih razvrstitev $E(C)$ enaki vsoti stroškov napačnih razvrstitev po posameznih razredih bonitetne lestvice. Stroški so odvisni od apriori verjetnosti, da bo podjetje dejansko razvrščeno v določen bonitetni razred, stroškov napake vrste I in vrste II po različnih stopnjah ter pogojne verjetnosti napake vrste I in napake vrste II¹⁴.

Prvi del enačbe 17, $\pi_1(P_{III}C_{III}) \dots (P_{II n-1}C_{II n-1})$, sestavljajo pričakovani stroški napačne razvrstitve podjetij, pri katerih je apriori verjetnost, da bodo dejansko razvrščena v razred številka 1 (najboljši razred). V razred številka 1 so razvrščena podjetja, ki so po bonitetni oceni dejansko najboljša. Bonitetni model lahko za podjetja, ki so dejansko v razredu 1, naredi le napako vrste II, kadar napove, da bo podjetje razvrščeno v nižji bonitetni razred. V prvem delu enačbe 17 so ocenjeni stroški napake vrste II, zato ta del enačbe ocenjuje samo komercialno tveganje. Kljub temu so stroški napake vrste II različni, saj so odvisni od stopnje napake vrste II in so funkcija razlike med razredom, v katerega je podjetje dejansko razvrščeno, in razredom, ki ga napoveduje bonitetni model. Predpostavljamo lahko, da napake vrste II višje stopnje povzročajo tudi višje stroške.

Drugi del enačbe 17, $\pi_2(P_{II}C_{II}) (P_{III}C_{III}) \dots (P_{II n-2}C_{II n-2})$, predstavlja pričakovane stroške napačne razvrstitve podjetij, pri katerih je apriori verjetnost, da bodo dejansko razvrščena v razred 2 (drugi najboljši razred). Pri razvrščanju podjetij, ki so dejansko razvrščena v bonitetni razred številka 2, lahko bonitetni model naredi napako vrste I in sicer, da bo podjetje razvrščeno v razred 1. Obstaja pa tudi možnost napake vrste II, ker je možnih stopenj napak in stroškov $n-2$.

Tretji del enačbe 17, $\pi_n(P_{II}C_{II}) \dots (P_{In-1} C_{In-1})$, predstavlja pričakovane stroške podjetij, pri katerih je apriori verjetnost, da bodo dejansko razvrščena v razred n , ki je najslabši bonitetni razred. Pri podjetjih, ki so dejansko razvrščena v razred n , je mogoče narediti zgolj napake vrste I in sicer napovedati, da bo podjetje razvrščeno v boljši bonitetni razred.

Zastavljena stroškovna funkcija predpostavlja, da stroški in pogojna verjetnost napak vrste I, in vrste II po različnih stopnjah napak rastejo enakomerno linearno, saj velja:

$$C_{I2} - C_{II} = C_{In} - C_{In-1} ; C_{II2} - C_{III} = C_{II n} - C_{II n-1} \quad (18)$$

$$P_{I2} - P_{II} = P_{In} - P_{In-1}; P_{II2} - P_{III} = P_{II n} - P_{II n-1} \quad (19)$$

Predpostavljam lahko, da stroški napačne razvrstitve in pogojne verjetnosti napak vrste I in napak vrste II dejansko ne rastejo enakomerno linearno. Žal strokovna literatura oblike funkcije rasti stroškov in pogojnih verjetnosti napak vrste I in II ne obravnava.

¹⁴ Pogojna verjetnost napake vrste I in napake vrste II je opredeljena kot število napak pri določeni kritični vrednosti, deljeno s številom podjetij v vzorcu (Koh, 1992, str. 191-193).

Razpon, meje razredov v bonitetni lestvici in kritične vrednosti je potrebno zastaviti tako, da se stroškovna funkcija bonitetnega modela minimizira. Problem pri oblikovanju bonitetnega modela na osnovi stroškovne funkcije z minimizacijo stroškov napačne razvrstitve je nepoznavanje stroškov napačne razvrstitve po različnih stopnjah. Koh (1992, str. 192-194) problem rešuje tako, da upošteva razmerja med stroški napake vrste I in napake vrste II. Določi spodnjo mejo vrednosti razmerja 1:1, kjer predpostavlja, da so stroški napake vrste I in napake vrste II enaki, za zgornjo mejo pa določi vrednost razmerja 1:500 kar pomeni, da so stroški napake vrste I 500-krat večji od stroškov vrste II. Enak pristop je mogoče uporabiti tudi pri večstopenjskem bonitetnem modelu ob predpostavki enakomerne linearne rasti stroškov, in sicer tako, da bi predpostavljali:

$$C_{I1}=C_{III} ; C_{In-1}=C_{IIIn-1} \quad (20)$$

v primeru, ko so stroški napake vrste I in vrste II enaki in

$$C_{I1}=500 C_{III} ; C_{In-1}=500 C_{IIIn-1} \quad (21)$$

v primeru, ko so stroški napake vrste I 500-krat večji kot stroški napake vrste II.

Razmerje med stroški napake vrste I in vrste II ni poznano, še posebej, ker je stopenj napak obeh vrst več. Zato je pri oblikovanju bonitetnega modela zastavljeni cilj minimizirati skupno število napak vrste I in vrste II¹⁵.

Ker teoretičnih ali empiričnih podlag, ki bi potrjevale zgornje predpostavke, ni, je pri oblikovanju bonitetnega modela uporabljena metoda merjenja natančnosti z deležem pravilno razvrščenih enot. Pri oblikovanju bonitetnega modela na osnovi te metode je cilj minimizirati število napak vrste I in napak vrste II, kar ni zagotovilo minimizacije stroškov napačnega razvrščanja, saj razmerje med stroški napake vrste I in vrste II ni simetrično.

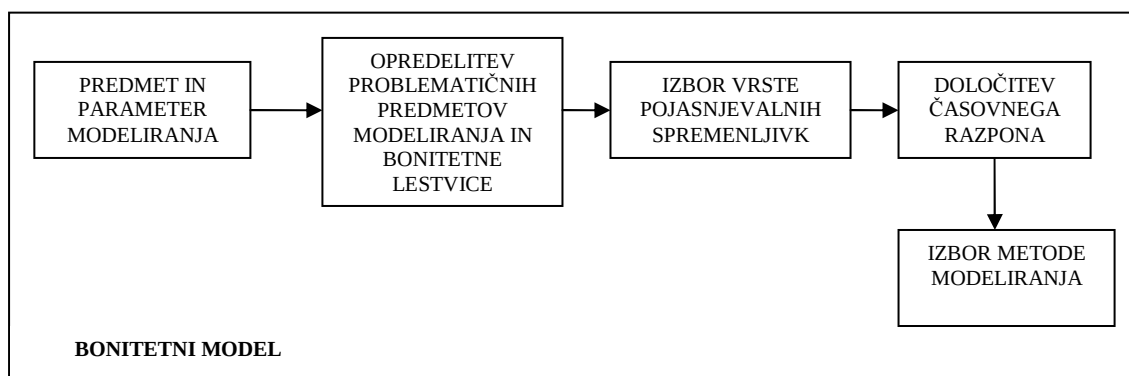
3. OBLIKOVANJE BONITETNEGA MODELA

Algoritem oblikovanja bonitetnega modela sestavlja veliko stopenj (Falkenstein, 2002, str. 174):

- izbor parametra in predmeta razvrščanja,
- opredelitev skupin problematičnosti transakcij in bonitetne lestvice,
- izbor vrste pojasnjevalnih spremenljivk,
- opredelitev kritičnega časovnega razpona razvrščanja,
- izbor metode modeliranja.

¹⁵ Učinkovitost bonitetnega modela je mogoče ocenjevati tudi statistično brez upoštevanja stroškov napačne razvrstitve. Statistično značilnost je mogoče testirati z uporabo testa Kolmogorov-Smirnov (Siegel, Castellan, 1988).

Slika 1: Algoritem oblikovanja bonitetnega modela.



Vir: Falkenstein, 2002, str. 174; lastno delo, 2004.

3.1. Izbor parametra in predmeta razvrščanja

Začetna faza oblikovanja bonitetnega modela je izbor predmeta in parametra razvrščanja.

Predmet razvrščanja je ekonomski subjekt ali finančni inštrument, ki ga z bonitetnim modelom razvrščamo v bonitetno lestvico. Najbolj razširjen predmet razvrščanja je podjetje. V bonitetnih modelih, kjer je predmet razvrščanja podjetje, je bonitetna lestvica orodje, s katero ocenjujemo tveganje podjetja pri servisiranju obveznosti, ki jih ima do lastnikov dolžniških vrednostnih papirjev, dobaviteljev ali drugih upnikov. Poleg razvrščanja podjetij lahko bonitetni modeli razvrščajo tudi samostojne izdaje dolžniških vrednostnih papirjev (v primeru, da podjetje izda obveznice za financiranje tveganega projekta, se lahko z bonitetnim modelom razvršča obveznica in sposobnost podjetja za odplačevanje dolga, ki je nastal z izdajo obveznic za financiranje projekta).

V pričujočem delu je predmet razvrščanja z bonitetnim modelom transakcija med prodajalcem in kupcem. Transakcija je dolžniško-upniško razmerje med dvema poslovnima partnerjema, ki je posledica dobave blaga ali opravljene storitve s strani prodajalca (upnika). Transakcija se izkazuje in nastane, ko upnik dolžniku izda račun za dobavljeno blago ali opravljeno storitev. Transakcija je zaprta, ko dolжник plača račun.

Vsaka transakcija, sklenjena med prodajalcem in kupcem, ima štiri elemente:

- datum sklenitve transakcije, ki je enak datumu izdaje računa;
- datum zapadlosti transakcije v plačilo (datum valutacije);
- vrednost ali znesek transakcije;
- datum plačila transakcije, ki prodajalcu ob nastanku transakcije ni poznan.

Iz zgornjih osnovnih elementov vsake transakcije je mogoče izpeljati še dva elementa:

- odlog plačila transakcije, ki je razlika med datumom zapadlosti transakcije v plačilo in datumom nastanka transakcije;

- število dni zamude pri plačilu, ki je razlika med datumom plačila transakcije in datumom zapadlosti transakcije v plačilo.

Parameter razvrščanja je kriterij, na osnovi katerega predmet razvrščanja z ustrezno metodo razvrščamo v razrede bonitetne lestvice. V večini študij plačilne discipline, bodisi pri odplačevanju dolgoročnih obveznosti bodisi pri odplačevanju kratkoročnih obveznosti, je parameter modeliranja tveganje neplačila dolžnika (Hayden, 2002, str. 6). Tveganje neplačila pa je zgolj en element pričakovane izgube, ki jo utrpi prodajalec, ko kupcu nudi odlog plačila.

Prodajalca pri prodaji blaga ali storitev z odlogom plačila prvenstveno zanima pričakovana izguba, ki jo lahko utrpi. Pričakovana izguba je odvisna od tveganja neplačila, ki je najpogostejši parameter ocenjevanja plačilne discipline, izpostavljenosti tveganju neplačila in vrednosti terjatve, izpostavljene tveganju neplačila. Izpostavljenost tveganju neplačila meri pričakovani delež terjatve, ki ne bo plačana (izpostavljenost tveganju je mogoče izračunati kot $1 - \text{delež plačane terjatve}$). Terjatev, izpostavljena tveganju neplačila, je denarni znesek izgube, ki je izpostavljena tveganju neplačila (Hayden, 2002, str. 11; Schuermann, 2001, str. 3; Fritz, Popken, Wagner, 2003, str. 209):

$$E(L) = PD * LGD * EAD \quad (22)$$

$E(L)$... pričakovana izguba

PD ... tveganje neplačila

LGD ... izpostavljenost tveganju neplačila

EAD ... vrednost terjatve, izpostavljene tveganju neplačila

$$EL\% = PD * LGD \quad (23)$$

$EL\%$... pričakovana izguba kot delež izgube v primeru neplačila

Parameter popolnega bonitetnega modela je pričakovana izguba $E(L)$, ki ji je prodajalec izpostavljen v trenutku, ko nudi odlog plačila. Uporaba pričakovane izgube kot parametra za razvrščanje predmeta modeliranja zahteva razpoložljivost podatkov. Prav omejenost podatkov je osnovni razlog, da je osnovni parameter razvrščanja v raziskavi tveganje neplačila dolžnika.

Podatkovna baza tega magistrskega dela vsebuje podatke o vrednosti transakcij, ki so izpostavljene tveganju neplačila (EAD). S statističnimi metodami lahko ugotovimo tveganje neplačila transakcije, ki mu je izpostavljen prodajalec (PD). Podatki o izpostavljenosti tveganju neplačila (LGD) niso na razpolago, da bi lahko pričakovano izgubo uporabili kot parameter modeliranja.

Izpostavljenost tveganju neplačila bi lahko pridobili na podlagi zgodovinske plačilne discipline posameznega kupca. Kupci lahko svoje obveznosti do dobaviteljev poravnajo na več različnih načinov (nakazilo na transakcijski račun, kompenzacija ali verižna

kompenzacija) in v različnih rokih (v več obrokih). Z analizo deležev in rokov odplačevanja računov posameznega kupca bi lahko ugotovili pričakovani delež terjatve, ki je posamezni kupec v povprečju ne poravna. Tako ugotovljen delež terjatve lahko enačimo z izpostavljenostjo tveganju neplačila.

3.2. Opredelitev skupin problematičnosti transakcij in bonitetne lestvice

Bonitetna lestvica je merilo, s katero merimo problematičnost predmeta razvrščanja. Pri razvrščanju transakcij je bonitetna lestvica merilo problematičnosti transakcije z vidika njihovega pričakovanega plačila.

V večini študij dolgoročne plačilne discipline, kjer je predmet razvrščanja podjetje, sta opredeljeni dve skupini podjetij, in sicer: problematična in neproblematična podjetja¹⁶. V strokovni literaturi obstaja več opredelitev problematičnosti podjetij. Watson in Everett (1993, str. 37-39) ugotavljata, da je problematičnost podjetja povezana z opustitvijo dejavnosti, ko so viri sredstev preneseni v donosnejše naložbe (sprememba lastništva podjetja in prenehanje podjetja).

Problematično podjetje je podjetje, zoper katerega je bil uveden stečajni postopek ali je prenehalo delovati tako, da so upniki utrpeli izgubo. Valentinčič (1999a) ugotavlja, da je ta opredelitev problematičnosti relevantna samo za analizo podjetja z vidika upnika. Z vidika lastnika pa je podjetje problematično tudi, ko ni v stečaju in ne dosega zahtevane donosnosti. Tudi podjetje, ki je prenehalo z opravljanjem dejavnosti, ni uspešno, čeprav upniki niso utrpeli izgube. Problematično podjetje je tudi podjetje, ki je prenehalo delovati, ker je bilo prodano ali likvidirano z izgubo na račun lastniškega kapitala, zato da bi se preprečile nadaljnje izgube. V tem primeru ni nujno, da upniki podjetja utrpijo kakršno koli izgubo. Valentinčič (1999a, str. 21) ugotavlja, da je ta mera pristranska zaradi uporabe izraza "izguba na račun lastnikov", ki je lahko subjektivna ocena posameznika (na primer lastnika).

Neuspešno podjetje je lahko tisto, ki v določenem času ni sposobno povečati obsega poslovanja do ravni, kjer je zagotovljena ustrezna donosnost vsem, ki so prispevali kapital v podjetje (neuspešna podjetja lahko poslujejo z dobičkom, vendar je le-ta prenizek, da bi zagotavljal ustrezne donosnosti lastnikom), ki prejema državno subvencijo ali pomoč (Lewis, Pendrill, 1995), nepravočasno izplača kupon ali glavnico obveznic, prekorači bančni limit ali ne izplača prednostne dividende (Beaver, 1966, str. 71), ne plača obresti banki (Hayden, 2002), zahteva reprogramiranje obveznosti iz naslova dolžniškega kapitala (sprememba amortizacijskega načrta dolžniškega financiranja; Hayden, 2002) ali pri plačilu obresti banki zamudi več kot 90 dni (Falkenstein, Boral, Carty, 2000, str. 64)¹⁷.

¹⁶ Izraza »problematično« in »neproblematično« podjetje uvaja Valentinčič (1999a, str. 20). V literaturi solventnosti in likvidnosti podjetij obstajajo tudi drugi izrazi.

¹⁷ Kriterij problematičnosti podjetja, ki kot problematično opredeljuje tisto podjetje, ki zamudi 90 dni pri plačilu obresti, je tudi predlagan v okviru projekta Basel II (Basel Committee on Banking Supervision, 2001).

Cirman, Ferligoj, Prašnikar in Valentinčič (1999) pojmujejo kot problematično tisto podjetje, ki ne dosega povprečne donosnosti bančnih vlog, kar pomeni, da lastniki za svoje naložbe v podjetje ne dobijo ustreznega donosa za tveganje. Kapital bi namreč lahko naložili v bančne vloge za manj tvegano donosnost. Problematično je lahko tudi podjetje, ki ima negativni lastniški kapital ali ni oddalo statističnih podatkov iz računovodskih izkazov za javno poročanje. Valentinčič (1999a) ter Mramor in Valentinčič (2003) problematično podjetje opredelita z blokado žiro računa, kar je med študijami plačilne discipline podjetij edinstveno.

3.2.1. Oblikovanje bonitetne lestvice

Podobnih opredelitev problematičnosti, ko je predmet razvrščanja transakcija, v strokovni literaturi ni. Problematičnost transakcije je namreč odvisna od panoge, posla, pogajalske moči kupca, itd. Skupine problematičnosti transakcij in bonitetna lestvica so zato opredeljene na osnovi pregleda porazdelitev transakcij glede na število dni zamude pri plačilu transakcije.

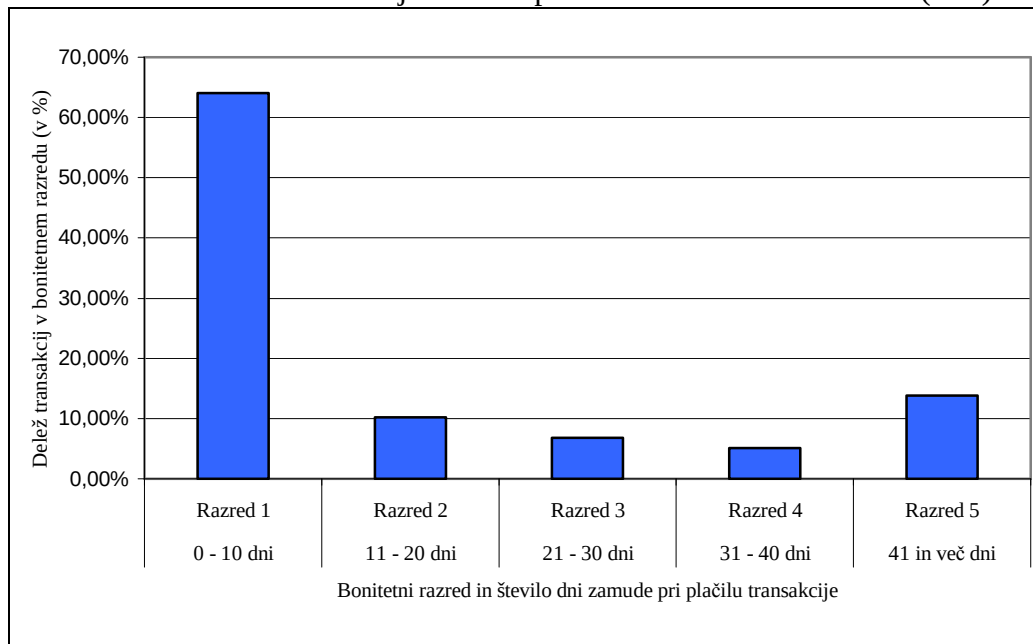
Pravilno oblikovanje razredov bonitetne lestvice je ključnega pomena, saj vpliva na:

- vsebinsko smiselnost bonitetnega modela in
- učinkovitost razvrščanja bonitetnega modela.

Oba zgornja dejavnika se lahko izključujeta, saj je bonitetno lestvico mogoče postaviti tako, da je učinkovitost razvrščanja visoka, medtem ko so razredi vsebinsko neprimerno oblikovani.

Bonitetno lestvico želim oblikovati tako, da bo merila več nivojev problematičnosti. Odločili smo se oblikovati pet-stopenjsko bonitetno lestvico. Porazdelitev transakcij po številu dni zamude pri plačilu kaže, da je največ transakcij (64,4%) takih, pri katerih je zamuda pri plačilu največ 10 dni. Glede na porazdelitev transakcij domnevamo, da so z vidika upnika to neproblematične transakcije. Vsi nadaljnji štirje bonitetni razredi so bili oblikovani tako, da upoštevajo 10-dnevni razmah pri zamudi s plačilom. Menim namreč, da je z vsebinskega vidika 10-dnevni razpon bonitetnih razredov vsebinsko primeren. Daljši časovni razpon bonitetnih razredov je lahko vsebinsko sporen. Krajši časovni razpon bi ob predpostavki pet-razredne bonitetne lestvice povzročil preveliko porazdelitev transakcij v petem bonitetnem razredu. V sliki 2 je prikazana porazdelitev transakcij po razredih bonitetne lestvice, ki je pri statističnem modeliranju uporabljena kot odvisna spremenljivka.

Slika 2: Porazdelitev transakcij v vzorcu po razredih bonitetne lestvice (v %).



Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

3.3. Izbor vrste pojasnjevalnih spremenljivk

Pojasnjevalne spremenljivke so vhodni podatki bonitetnega modela, s katerimi na osnovi parametra metoda modeliranja razvršča transakcije v bonitetno lestvico. Pojasnjevalne spremenljivke bonitetnih modelov se delijo v tri družine (Hayden, 2002, str.6):

- tržne,
- kvalitativne in
- računovodske oziroma finančne.

Tržne spremenljivke so za modeliranje bonitetnih modelov v slovenskem prostoru neprimerne, saj temeljijo na podatkih o tržnem gibanju cen lastniških in dolžniških vrednostnih papirjev na organiziranem trgu kapitala. Za slovenski trg kapitala je značilna nizka kapitalizacija in majhno število podjetij, ki sodelujejo na organiziranem trgu kapitala. V vzorcu, na katerem temelji to raziskovalno delo, so vključena večinoma podjetja, ki ne sodelujejo na organiziranem trgu kapitala, zato tržni podatki niso razpoložljivi.

Podobno kot uporaba tržnih spremenljivk je uporaba zgolj kvalitativnih spremenljivk za razvrščanje z bonitetnim modelom neučinkovita zaradi nedostopnosti in subjektivnosti kvalitativnih podatkov. Transakcije v vzorcu, ki je osnova magistrskega dela, so sklepala podjetja različnih velikosti in dejavnosti, zato bonitetni model, ki bi temeljil samo na kvalitativnih podatkih, transakcij ne bi učinkovito razvrščal v bonitetno lestvico.

Kljub neuporabnosti tržnih in kvalitativnih spremenljivk kot samostojnih pojasnjevalnih spremenljivk pri izdelavi bonitetnih modelov dodajanje le-teh k osnovnim spremenljivkam lahko povečuje razlagalno moč modela.

Kvalitativni podatki bi v analizi plačilne discipline posamezne dejavnosti ali skupine velikosti podjetij (mikropodjetja, srednje velika podjetja, velika podjetja, itd.) povečevali učinkovitost razvrščanja bonitetnega modela. Tako bi, na primer, pri razvrščanju mikropodjetij vnos kvalitativne spremenljivke, ki opisuje osebno kreditno tveganje lastnika, povečevalo moč bonitetnega modela (Longenecker, str. 2). V primeru večjih podjetij spremenljivka kreditnega tveganja lastnikov, ki večinoma niso več aktivno udeleženi pri upravljanju podjetja, ne povečuje razlagalne moči bonitetnega modela.

V strokovni literaturi napovedovanja solventnosti se kot relevantna kvalitativna spremenljivka za razvrščanje uporablja tudi sprememba izbora pooblaščenega revizijske hiše in vrsta strokovnega mnenja revizorja o pravilnosti poslovanja podjetja (Stumpp, 1999). Falkenstein, Boral in Carty (2000, str. 41) dokazujejo, da obstaja statistično značilna razlika med bonitetnimi ocenami podjetij, pri katerih je prišlo do spremembe izbora revizijske hiše, in podjetij, pri katerih te spremembe ni bilo. Ta spremenljivka je za razvrščanje transakcij podjetij v vzorcu modeliranja neprimerna, saj večina podjetij ni zavezana reviziji.

Najbolj razširjene pojasnjevalne spremenljivke v bonitetnih modelih so računovodske oziroma finančne spremenljivke. Finančni kazalniki se uporabljajo predvsem za napovedovanje dolgoročne plačilne discipline. V pričujoči magistrski nalogi so finančnim kazalnikom dodani tudi drugi kazalniki, ki jih ni mogoče izračunati iz računovodskih izkazov podjetij. Številčno največ pojasnjevalnih spremenljivk je finančnih kazalnikov. Kljub vključevanju drugih kazalnikov, ki niso finančne narave, se prvi bonitetni model imenuje model s finančnimi kazalniki.

V drugem modelu, imenovanem bonitetni model s preteklimi zamudami, so kot pojasnjevalne spremenljivke za napovedovanje plačilne discipline uporabljene spremenljivke, ki so izvedene iz elementov transakcij med prodajalcem in kupcem. Podatki o vrednostih elementov transakcij niso objavljeni v javnosti dostopnih računovodskih izkazih podjetij, ampak izvirajo iz analitičnih izkazov prodajalca (saldakonti).

3.4. Določitev kritičnega časovnega razpona

Razvrščanje transakcij v bonitetno lestvico zahteva opredelitev kritičnega časovnega razpona analize. Plačilna disciplina podjetja temelji na kratkoročni plačilni sposobnosti ali likvidnosti podjetja, zato je kot kritični časovni razpon analize potrebno izbrati obdobje v času pred napovedovanjem plačilne discipline oziroma razvrščanjem transakcije, v katerem poslovne odločitve in dogodki v poslovnem okolju značilno vplivajo na likvidnostno sliko podjetja-kupca, katerega transakcije razvrščamo v bonitetno lestvico.

V finančni teoriji ne obstaja opredelitev dolžine časovnega razpona, ki je predhodna času analize likvidnosti, v katerem poslovne odločitve vplivajo na likvidnostno sliko podjetja v trenutku analiziranja likvidnosti. Časovno obdobje pred trenutkom analiziranja likvidnosti se med podjetji razlikuje zaradi različne strukture kupcev, različnega upravljanja z zalogami,

različnega načina odplačevanja obveznosti, panoge, metod plačila, odobrenih odlogov plačila, itd. Ker je cilj magistrske naloge razviti generični bonitetni model, je opredeljen enotni časovni razpon v času pred razvrščanjem transakcije oziroma v času pred finančno analizo, v katerem domnevamo, da sprejete poslovne odločitve in dogodki na trgu značilno vplivajo na plačilno disciplino podjetja v trenutku, ko ga analiziramo.

Plačilna sposobnost normalno delujočega podjetja je v največji meri odvisna od prilivov, ki jih podjetje ustvari s prodajo svojih proizvodov ali storitev, od učinkovitosti upravljanja z zalogami in dolžine dogovorjenih pogodbenih rokov plačila z dobavitelji. Analiza kazalnikov obračanja poslovnih terjatev, zalog in kratkoročnih obveznosti daje iztočnice za določitev tistega časovnega razpona, v katerem pride do obračanja obratnega kapitala. V tabeli 2 so podane povprečne vrednosti spremenljivk, s katerimi lahko analiziramo likvidnost in plačilno sposobnost podjetja (nekateri avtorji te kazalnike uvrščajo v družino kazalnikov obračanja)¹⁸.

Tabela 2: Povprečne vrednosti finančnih kazalnikov (v dnevih).

Računovodski kazalnik	Doba vezave denarja (dni)	Doba vezave terjatev do kupcev (dni)	Doba vezave obveznosti do dobaviteljev (dni)	Doba vezave zalog (dni)	Financiranje proizvodnje z obveznostmi do dobaviteljev (dni)	Število dni obračanja denarja dobaviteljev (dni)
Kratika	CCC	DSO	PDP	ICP	PDPICP	PDPDSO
Povprečje	11,75	72,20	104,66	44,21	60,45	32,46

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja, AJPEŠ, 1996 do 2002, 2003.

Operativni cikel podjetja je vsota dni, ki jih podjetje potrebuje, da svoje zaloge in terjatve ponovno spremeni v denarna sredstva. Če od operativnega cikla odštejemo dneve vezave obveznosti do dobaviteljev, dobimo število dni vezave denarja podjetja (CCC), ki združuje uspešnost prodajne funkcije, izterjave in plačila na odlog. Krajša ko je doba vezave denarja, bolj učinkovito in likvidno je podjetje. Kot je razvidno iz tabele 2, je v povprečju operativni cikel podjetja dolg 116 dni. Dolžina kritičnega časovnega razpona je bila zato določena na 120 dni.

Zanesljivejšo oceno kritičnega časovnega razpona, v katerem poslovne odločitve še vplivajo na likvidnostno sliko dolžnika, dobimo z analizo politike dobaviteljev pri prevrednotovanju terjatev zaradi oslabitve in oblikovanju dvomljivih terjatev (SRS 5.25., str. 57).

Računovodski standard SRS 5.25 določa, da podjetje na podlagi izkušenj iz preteklih let in pričakovanj v obračunskem obdobju določi odstotek prihodkov od prodaje z odlogom plačila, za katere pričakuje, da ne bodo poravnani v rednem roku ali celotnem znesku. Podjetje nato izračuna pavšalni popravek vrednosti terjatev, ki bremeni prevrednotovalne poslovne odhodke v zvezi s terjatvami, in oblikuje ustrezen popravek vrednosti terjatev. Na podlagi SRS 5.25 podjetja oblikujejo popravek vrednosti terjatev, katerega osnova so pričakovanja glede

¹⁸ Algebrائي in analitični zapis finančnih kazalnikov sta podana v tabeli 3 v razdelku 4.2.1. in tabeli 2-3 v prilogi 2.

neizterljivih terjatev. Podjetja popravek vrednosti terjatev večinoma oblikujejo na podlagi progresivne časovne lestvice, ki jo opredelijo v internem pravilniku o računovodstvu. Časovna lestvica izraža pričakovanja dobaviteljev glede neizterljivosti terjatev. Dobavitelji svoja pričakovanja postavijo na osnovi preteklih izkušenj ter ocenijo časovni razpon, po katerem pričakujejo, da kupci terjatev ne bodo več poravnali. Zaradi nedostopnosti podatkov o metodah oblikovanja popravka vrednosti terjatev menimo, da je izbrani časovni razpon v dolžini 120 dni primeren.

Kritični časovni razpon je uporabljen samo pri oblikovanju pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami, saj temu kriteriju v modelu s finančnimi kazalniki, kjer so pojasnjevalne spremenljivke finančni kazalniki, ni mogoče zadostiti.

3.5. Izbor metode modeliranja

Modele napovedovanja plačilne discipline lahko razdelimo v tri skupine (Hayden, 2002, str. 13-14):

- sodbe strokovnjakov,
- teoretične modele in
- statistične modele.

Izbor metode modeliranja je prvenstveno odvisen od razpoložljivosti pojasnjevalnih spremenljivk.

3.5.1. Sodbe strokovnjakov

Strokovnjaki napovedujejo plačilno disciplino podjetja na osnovi subjektivnih ocen in manjšega števila dejavnikov plačilne discipline.

Največji slabosti sodb strokovnjakov pri napovedovanju plačilne discipline podjetij sta subjektivnost in nezmožnost združevanja več dejavnikov plačilne discipline v eni agregatni oceni (Falkenstein, Boral in Carty, 2000, str. 16). Napovedovanje plačilne discipline na podlagi sodb strokovnjakov je poleg tega tudi stroškovno in časovno neučinkovito.

Vzroke za neustreznost sodb strokovnjakov pri presojanju bonitete podjetij lahko iščemo v vedenjskih financah, ki temeljijo na uporabi psiholoških dejavnikov pri razlagi anomalij, ki jih finančna teorija racionalnega agenta ne pojasnjuje. Pristranskosti so povezane predvsem s precejevanjem svojih sposobnosti (Alpert, Raiffa, 1982), povečanim samozaupanjem, ki je posledica večje pomembnosti in tveganosti naloge, in asimetrijo sprejemanja informacij, kjer imajo informacije, povezane z uspehom posameznika, prednost pred informacijami o slabostih posameznika (Barber, Odean, 1999). Problem sodb strokovnjakov je tudi zagotavljanje stanovitnosti skozi čas. Strokovnjaki lahko svojo oceno istega poslovnega subjekta z enakimi lastnostmi in enako plačilno disciplino v času spremenijo. Vzrok nestanovitnosti so anomalije pri pridobivanju povratnih informacij, ki pogosto prihajajo v

ustni obliki in ne v statistični ali uradni obliki (Nisbet et al., 1982). Libby (1975) statistično dokazuje, da so statistični bonitetni modeli zanesljivejši od modelov, osnovanih na sodbah strokovnjakov.

Kljub pomanjkljivostim so lahko sodbe strokovnjakov ob daljšem razpoložljivem časovnem obdobju in ne upoštevajoč stroškovni vidik učinkovitejše orodje napovedovanja plačilne discipline kot pa teoretični ali statistični modeli, ker lahko strokovnjaki svojo pozornost usmerjajo na širši spekter informacij.

Kljub slabostim, ki jih imajo modeli, osnovani na sodbah strokovnjakov, je potrebno poudariti, da je prodaja z odlogom plačila odločitveni proces. Statistični in teoretični modeli so zgolj podporni, ne pa odločitveni, inštrumenti čeprav lahko nudijo zapletena odločitvena pravila. Odločitev ostaja v rokah analitikov in strokovnjakov, katerih odločitve so dodana vrednost ocenjevanja plačilne sposobnosti podjetij predvsem zaradi vključevanja mehkejših (ne zgolj empiričnih dejavnikov) v odločitveni proces. Statistični in teoretični modeli so zato odličen podporni inštrument ekspertnih modelov, ki so v primerjavi z raziskovalnimi modeli bogatejši z mehkejšimi dejavniki¹⁹.

3.5.2. Teoretični modeli

Teoretične metode napovedovanja plačilne discipline, za razliko od statističnih, ne proučujejo posledic plačilne nediscipline, temveč vzroke, ki silijo podjetja v plačilno nedisciplino. Teoretični modeli napovedovanja plačilne discipline so osnovani na teoretičnih predpostavkah.

Najbolj razširjen teoretični model proučevanja problematičnosti podjetij je Mertonov model opcijskega vrednotenja.

Mertonov model opcijskega vrednotenja je prirejeni Black & Scholesov model opcijskega vrednotenja²⁰. Mertonov model predpostavlja, da je problematičnost podjetja povezana s kapitalsko strukturo podjetja. Podjetje je problematično in ni sposobno poravnati svojih obveznosti do bank in drugih kreditodajalcev, če bo vrednost sredstev podjetja padla pod mejno vrednost, določeno na podlagi kreditnega tveganja. Teorija opcijskega vrednotenja je osnova modelov napovedovanja solventnosti podjetij *JP Morgan CreditMetrics* in *Moody's KMW*.

3.5.3. Statistični modeli

Statistične metode so, predvsem zaradi dostopnosti podatkov, najbolj uporabne metode napovedovanja plačilne discipline podjetij. Najbolj poznane statistične metode so

¹⁹ Več o ekspertnih modelih in odločitvi o odlogu plačila glej Antonov (2000).

²⁰ Več o opcijskem vrednotenju glej Brigham (2002, str. 450-483).

multivariatni regresijski modeli (multipla diskriminantna analiza, logistična regresija, probit regresija, itd.) in nevronske mreže.

Razvrščanje podjetij med problematična in neproblematična se je začelo z napovedovanjem solventnosti podjetij, ko še ni bilo dostopnih statističnih metod. V začetnih obdobjih so analitiki enostavno primerjali finančne kazalnike podjetij in iskali značilne razlike (te metode bi lahko uvrstili tudi v skupino sodb strokovnjakov). Pionirsko delo na področju statističnih metod sta naredila Beaver (1966) in Altman (1968), ki sta podjetja razvrščala s pomočjo univariatne in multivariatne diskriminantne analize, ki je bila najbolj uporabljana metoda napovedovanja vse do 80-ih let. Pomanjkljivost te metode je predpostavka o normalni porazdelitvi pojasnjevalnih spremenljivk pri problematičnih podjetjih (za finančne spremenljivke, predvsem finančne kazalnike, je značilna asimetrična porazdelitev v desno). V 90-ih so mesto multiple diskriminantne analize prevzeli logistična regresija in nevronske mreže, ki dajejo boljše rezultate (Back et al., 1996, str. 1).

Multipla diskriminantna analiza diskriminira med problematičnimi in neproblematičnimi predmeti z iskanjem linearne kombinacije dveh ali več pojasnjevalnih spremenljivk, ki najboljše diskriminirajo med v naprej opredeljenimi skupinami predmetov. Ob izpolnjevanju osnovnih predpostavk, in sicer normalne porazdeljenosti pojasnjevalnih spremenljivk in enakosti kovariančnih matrik v vseh skupinah, je multipla diskriminantna analiza odlično orodje diskriminacije podjetij (Back et al., 1996, str. 2). Predpostavke multiple diskriminantne analize so večinoma kršene, saj so pojasnjevalne spremenljivke problematičnih predmetov večinoma nenormalno porazdeljene in imajo višjo variabilnost kot pojasnjevalne spremenljivke neproblematičnih predmetov (Falkenstein, Boral, Carty, str. 57). Zavgren (1983, str. 147), Amemiya (1985, str. 284) in Altman (1993) trdijo, da so pomanjkljivosti multiple diskriminantne analize irelevantne, vendar Lennox (1998) dokazuje, da sta zaradi omejujočih predpostavk logistična in probit regresija boljša inštrumenta diskriminacije kot multipla diskriminantna analiza.

Dodana vrednost logistične in probit regresijske analize je metoda razvrščanja (Rees, 1990, str. 418). Logistična in probit regresija rezultatom multiple diskriminantne regresije dodajata tudi verjetnost razvrstitve v posamezno skupino problematičnosti (Neophytou, Charitou, Charalambous, 2000, str. 7). Verjetnost porazdelitve v posamezno skupino problematičnosti je izredno koristen podatek predvsem pri ugotavljanju pričakovanih stroškov v primeru neplačila. Za razliko od multiple diskriminantne analize logistična in probit regresija nista omejujoči v predpostavkah modela, saj ni zahtev po obliki porazdelitve pojasnjevalnih spremenljivk. Z vidika vsebinskega interpretiranja dobljenih rezultatov logistična regresija nudi možnost ocenjevanja značilnosti prispevka posameznih pojasnjevalnih spremenljivk k pojasnjevalni moči celotnega bonitetnega modela.

Izbira statistične metode modeliranja med logistično in probit regresijo je z vidika učinkovitosti razvrščanja v povprečju irelevantna, saj je stopnja učinkovitosti razvrščanja

obeh metod primerljiva (Camos, Magalhaes, 2001, str. 21). V večini študij solventnosti in likvidnosti podjetij se kljub primerljivi stopnji učinkovitosti razvrščanja uporablja predvsem logistična regresija. Prednost logistične regresije je namreč, da daje dobre rezultate, ko je število opazovanih enot v vzorcu veliko (Aziz, Dar, 2003, str. 23). Poleg tega so številni avtorji bonitetne modele, ki temeljijo na logistični regresiji, že nadgrajevali z namenom povečevanja razlagalne moči.²¹

Ob bok obema zgoraj opisanima metodama se postavljajo nevronske mreže, ki so najnovejši statistični modeli napovedovanja plačilne discipline podjetij. Prednost nevronske mreže je zmožnost modela, da svoje napovedi konstantno izboljšuje, ko odkriva specifične vzorce v podatkih. Charitou in Charalambous (1996) dokazujejo, da so modeli, ki temeljijo na nevronske mrežah, bolj učinkoviti od logistične regresije in probit modelov. Nasprotno Barniv, Agarwal in Leach (1997) ter Boritz, Kennedy in Albuquerque (1995) ugotavljajo, da med logistično regresijo in modeli nevronske mreže ni statistično značilnih razlik.

Za ekonometrično modeliranje je v magistrski nalogi uporabljena osnovna statistična porazdelitev logistične regresije, in sicer logistična kumulativna porazdelitev. Običajna (binarna) logistična regresija ni uporabljena, saj je odvisna spremenljivka več-stopenjska in ordinalna. V takšnih primerih je uporabnejša ordinalna regresija, ki temelji na logistični kumulativni porazdelitvi.

3.5.3.1. Ordinalna logistična regresija

Osnova ordinalne regresije je posplošeni linearni model, ki napoveduje kumulativne verjetnosti razvrstitve različnih vrednosti odvisne spremenljivke. Oblika posplošenega linearnega modela je (SPSS Advanced Models 10.0, 1999, str 244):

$$\gamma_j = \theta_j - [\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k] \quad (24)$$

γ_j ... kumulativna verjetnost za j -to vrednost odvisne spremenljivke,

θ_j ... zgornja meja vrednosti j -te odvisne spremenljivke,

$\beta_1, \beta_2, \beta_k$... regresijski koeficienti,

x_1, x_2, x_3 ... vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk.

Značilnost ordinalne regresije je, da določa ocene regresijskih koeficientov s primerjavo vrednosti odvisne spremenljivke $Y=k$ z določeno referenčno vrednostjo odvisne

²¹ Logistična regresija je bila nadgrajena z namenom povečevati razlagalno moč modelov. Platt in Platt (1990) sta proučevala vpliv specifičnih industrijskih finančnih kazalnikov na verjetnost problematičnosti podjetja. Gilbert, Menon in Schwartz (1990) modelu dodajajo pristope, ki ločujejo med propadlimi podjetji in podjetji v stiski. Platt, Platt in Pedersen (1994) razvijejo modele, ki so specifični za posamezno gospodarsko panogo, Johnesen in Melicher (1994) pa dodajata še tretjo skupino problematičnih podjetij, ki znižuje možnost napačne razvrstitve problematičnih podjetij.

spremenljivke $Y=0^{22}$. Ordinalna regresija, ki je osnovana na logistični porazdelitveni funkciji, ima več pristopov, ki se razlikujejo v opredelitvi osnovne vrednosti odvisne spremenljivke. Najbolj znani pristopi so: pristop sosednje kategorije, pristop trajnostnega razmerja in pristop sorazmernih indeksov verjetnosti (Hosmer, Lemeshow, 2000, str 289; Greene, 2000, str. 736). Statistični paket SPSS, ki je uporabljen pri analizi, uporablja pristop sorazmernih indeksov verjetnosti, katerega osnove so predstavljene v nadaljevanju.

Na osnovi pristopa sorazmernih indeksov verjetnosti so regresijski koeficienti, ki imajo obliko indeksov verjetnosti, ocenjeni s primerjavo verjetnosti razvrstitve odvisne spremenljivke v enako ali nižjo kategorijo, $Y \leq k$, z verjetnostjo razvrstitve v višjo kategorijo, $Y > k$ (Hosmer, Lemeshow, 2000, str. 291; Agresti, 1990, str. 323):

$$c_k(x) = \ln \left[\frac{P(Y \leq k | x)}{P(Y > k | x)} \right]$$

$$c_k(x) = \ln \left[\frac{\varphi_0(x) + \varphi_1(x) + \dots + \varphi_k(x)}{\varphi_{k+1}(x) + \varphi_{k+2}(x) + \dots + \varphi_K(x)} \right]; \quad k=0,1,\dots,K-1 \quad (25)$$

$$c_k(x) = \tau_k - x' \beta$$

τ_k ... vektor regresijskih konstant logističnih enačb, ki označujejo logaritme indeksov verjetnosti nižjih kategorij, ko je vrednost pojasnjevalnih spremenljivk enaka nič,

β_k ... vektor regresijskih koeficientov, ki označujejo logaritme indeksov verjetnosti,

x ... matrika vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk.

Metoda, ki nam omogoča oceniti regresijske koeficiente ordinalne logistične regresije, je nadgradnja funkcije največjega verjetja, ki se uporablja tudi pri običajni (binarni) logistični regresiji (Hosmer, Lemeshow, 2000, str. 291). Osnovna oblika funkcije največjega verjetja za vzorec n neodvisnih predmetov razvrščanja (v našem primeru transakcij), (y_i, x_i) , $i=1,2,\dots,n$, je:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n [\varphi_0(x_i)^{z_{0i}} \varphi_1(x_i)^{z_{1i}} \times \dots \times \varphi_K(x_i)^{z_{Ki}}] \quad (26)$$

V zgornji enačbi z β označujemo p regresijskih koeficientov in K regresijskih konstant. Posledično je logaritem funkcije največjega verjetja:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n [z_{0i} \ln[\varphi_0(x_i)] + z_{1i} \ln[\varphi_1(x_i)] + \dots + z_{Ki} \ln[\varphi_K(x_i)]] \quad (27)$$

Ocene regresijskih koeficientov $\hat{\beta}$ ocenimo z metodo največjega verjetja, in sicer z odvajanjem enačbe 27 po pojasnjevalni spremenljivki, za katero računamo regresijski

²² Zato je angleški izraz za metodo ordinalne regresije: *baseline category model*.

koeficient. Tako ocenjeni parametri $\hat{\beta}$ maksimirajo verjetnost, da so ocenjene vrednosti regresijskih koeficientov enake dejanskim vrednostim. Zato za vektor ocen parametrov $\hat{\beta}$ pravimo, da so cenilke največjega verjetja.

Ordinalna logistična regresija za vsako vrednost odvisne spremenljivke oblikuje svojo logistično enačbo oziroma *logit*. V primeru pristopa sorazmernih indeksov verjetnosti je le-te mogoče primerjati z vzporednimi premicami. Model generira K logističnih enačb, če je vrednosti odvisne spremenljivke $K+1$. Te enačbe imajo enake vrednosti regresijskih koeficientov, vendar ima vsaka logistična enačba svojo vrednost regresijske konstante. Množico logističnih enačb zapišemo (Analysis of Categorical Dependant Variables, 2000, str. 27):

$$\begin{aligned} c_1(x) &= \ln\left(\frac{p_1}{1-p_1}\right) = \alpha_1 + x' \beta \\ c_2(x) &= \ln\left(\frac{p_1 + p_2}{1-p_1-p_2}\right) = \alpha_2 + x' \beta \\ &\vdots \\ c_k(x) &= \ln\left(\frac{p_1 + p_2 + \dots + p_k}{1-p_1-p_2-\dots-p_k}\right) = \alpha_k + x' \beta \end{aligned} \quad ; p_1 + p_2 + \dots + p_k = 1 \quad (28)$$

V magistrski nalogi je odvisna spremenljivka pet-razredna bonitetna lestvica (glej razdelek 3.2.). Metoda ordinalne logistične regresije, posledično, generira štiri logistične enačbe, ki imajo enake vrednosti regresijskih koeficientov, vendar različne vrednosti regresijskih konstant.

Iz posameznih logističnih enačb je mogoče izračunati kumulativne verjetnosti razvrstitve posamezne transakcije v določen ali nižji bonitetni razred bonitetne lestvice z enačbo:

$$p_k = \frac{1}{1 + e^{-c_k(x)}} \quad (29)$$

Kumulativna verjetnost, da je transakcija razvrščena v višje bonitetne razrede bonitetne lestvice, je enaka:

$$(1 - p_k) = \frac{1}{1 + e^{c_k(x)}} \quad (30)$$

Če enačbo 29 delimo z enačbo 30, dobimo indeks verjetnosti, ki pove, kolikokrat večja je verjetnost, da je transakcija razvrščena v določen ali nižji razred bonitetne lestvice, od verjetnosti, da je razvrščena v višji razred bonitetne lestvice (Sharma, 1996, str. 318):

$$\frac{P_i}{1-P_i} = e^{c_k(x)} = \frac{1+e^{c_k(x)}}{1+e^{-c_k(x)}} \quad (31)$$

oziroma

$$\frac{P_i}{1-P_i} = e^{\alpha_k} \times e^{x'\beta} = e^{\alpha_k} \times e^{x_1\beta} \times e^{x_2\beta} \times \dots \times e^{x_k\beta} \quad (32)$$

Če enačbo 31 ali 32 logaritmiramo, dobimo sklop logističnih enačb, ki so bile zapisane v enačbi 28.

Posamezni faktor e^{β_j} iz enačbe 32 imenujemo faktor spremembe, s katerim interpretiramo vpliv spremembe vrednosti pojasnjevalne spremenljivke na verjetnost razvrščanja v določeni bonitetni razred. Vrednost faktorja spremembe e^{β_j} pove, za koliko odstotkov se poveča indeks verjetnosti prehoda transakcije v višji bonitetni razred v primerjavi z verjetnostjo prehoda v nižji razred (glej enačbo 31), če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno enoto. Ker so regresijski koeficienti pri vseh logističnih enačbah enaki, je tako izračunani odstotek povečanja indeksa verjetnosti veljaven za prehode med vsemi zaporednimi razredi bonitetne lestvice.

Metoda sorazmernih indeksov verjetnosti ordinalne logistične regresije omogoča tudi ugotavljanje vpliva zmanjšanja vrednosti pojasnjevalne spremenljivke na vrednost indeksa verjetnosti. Vrednost faktorja spremembe $e^{-\beta_j}$ pove, za koliko odstotkov se zmanjša indeks verjetnosti prehoda v nižji razred v primerjavi z verjetnostjo prehoda v višji razred, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke zmanjša za eno enoto.

Predznak regresijskega koeficienta β_j pove smer vpliva spreminjanja vrednosti pojasnjevalne spremenljivke. Če je faktor spremembe $e^{\beta_j} > 1$ in zato regresijski koeficient $\beta_j > 0$, se bo povečal indeks verjetnosti in tudi verjetnost, da bo transakcija razvrščena v višji bonitetni razred v primerjavi z verjetnostjo, da bo razvrščena v nižji bonitetni razred. Če bo faktor spremembe $e^{\beta_j} < 1$ in zato $\beta_j < 0$, se bo ob povečanju pojasnjevalne spremenljivke zmanjšal indeks verjetnosti in tudi verjetnost, da je transakcija razvrščena v višji bonitetni razred v primerjavi z verjetnostjo, da je transakcija razvrščena v nižji bonitetni razred.

Na osnovi ocenjenih logističnih enačb je mogoče izračunati verjetnost razvrstitve transakcije v določeni bonitetni razred tako, da se verižno izračuna razlike med zaporednimi kumulativnimi verjetnostmi. Če je bonitetna lestvica $K+1$ stopenjska, ordinalna logistična regresija generira K logističnih enačb. Z vstavljanjem vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk v logistične enačbe in z uporabo enačbe 29 dobimo kumulativne verjetnosti, da je posamezna transakcija razvrščena v določen ali nižji bonitetni razred. Verjetnost, da je transakcija

razvrščena v določen bonitetni razred pa dobimo, če kumulativne verjetnosti p_k verižno odštevamo.

Za razliko od binarne logistične regresije ordinalna regresija ne razvršča transakcije v bonitetno lestvico na osnovi vnaprej določenih kritičnih vrednosti, ampak vsaki transakciji določi verjetnosti razvrstitve v posamezni bonitetni razred. Meje razredov so zato pri verjetnosti razvrstitve za vsako posamezno transakcijo edinstvene.

4. STATISTIČNO MODELIRANJE BONITETNIH MODELOV

Vrsto bonitetnega modela večinoma določa razpoložljivost pojasnjevalnih spremenljivk. V tem magistrskem delu sta razvita dva boniteta modela, ki se razlikujeta samo v vrsti pojasnjevalnih spremenljivk.

Bonitetni model s finančnimi kazalniki je osnovan na predpostavki, da je mogoče na podlagi vrednosti finančnih in nekaterih drugih kazalnikov napovedati plačilno disciplino kupca v prihodnost oziroma razvrstiti analizirano transakcijo v bonitetno lestvico.

Bonitetni model s preteklimi zamudami razvršča transakcije na osnovi dolžnikove dinamike plačevanja obveznosti v kritičnem časovnem razponu pred trenutkom razvrščanja transakcije, ki je predmet analize. Pojasnjevalne spremenljivke modela s preteklimi zamudami so oblikovane iz elementov transakcij, sklenjenih med prodajalcem in kupcem v kritičnem časovnem razponu. Te spremenljivke odražajo plačilno disciplino kupca v kritičnem časovnem razponu.

4.1. Viri vhodnih podatkov

Oba bonitetna modela imata enako odvisno spremenljivko. Razlikujeta se po vrsti pojasnjevalnih spremenljivk. Pred ekonometričnim modeliranjem je potrebno podatkovne baze, ki vsebujejo podatke o odvisni in pojasnjevalnih spremenljivkah, oblikovati tako, da bosta bonitetna modela verodostojna. Pri pripravi podatkov se zato postavljata dva problema:

- problem odpravljanja manjkajočih vrednosti podatkov in
- problem odpravljanja nesmiselnih in skrajnih vrednosti podatkov.

Vhodni podatki odvisne spremenljivke

Odvisna spremenljivka, bonitetna lestvica, ki je bila opredeljena že v prejšnjem poglavju, je izvedena iz podatkov o številu dni zamude pri plačilu transakcij, sklenjenih v obdobju od začetka leta 1996 do konca leta 2003. Podatkovna baza vsebuje podatke o transakcijah med poslovnimi subjekti v Sloveniji v obdobju od začetka leta 1996 do konca leta 2003, ki jih je posredovalo manjše število slovenskih podjetij. Ta podjetja delujejo v enaki panogi, kar omogoča nepristransko analizo, saj pričakujemo, da imajo podobne prodajne pogoje. Dejavnosti, s katerimi se ukvarjajo podjetja, so klasificirane v skupino 5 Standardne

klasifikacije dejavnosti 2002 »Trgovina, popravila motornih vozil in izdelkov široke porabe«. Podjetja se večinoma ukvarjajo s trgovinsko dejavnostjo na drobno (iGV, 2004).

V začetnem vzorcu je bilo vključenih 2.489.219 transakcij. Transakcije z manjkajočimi elementi so bile izločene. V strokovni literaturi ni smernic, ki bi narekovale ekonomsko upravičeni razpon vrednosti elementov transakcije, zato so bile nesmiselne in pristranske vrednosti transakcij določene na podlagi pregleda porazdelitve vrednosti elementov transakcij. Iz podatkovne baze so bile tako izločene vse transakcije, pri katerih je bila zamuda pri plačilu večja od 365 dni, pogodbeni odlog plačila večji od 100 dni in datum plačila transakcije pred datumom, ko je bila transakcija sklenjena. Nesmiselnih in skrajnih vrednosti zneskov transakcij ni bilo. Za ekonometrično modeliranje je ostalo 1.910.543 transakcij. Dokončno število transakcij je odvisno tudi od razpoložljivosti podatkov pojasnjevalnih spremenljivk.

Vhodni podatki pojasnjevalnih spremenljivk modela s finančnimi kazalniki

Za oblikovanje pojasnjevalnih spremenljivk modela s finančnimi kazalniki so uporabljeni podatki iz bilance stanja in izkaza poslovnega izida podjetij v obdobju od začetka leta 1996 do konca leta 2002 (AJPES, 2003), podatki o številu lastnikov pravnih oseb v Sloveniji (število fizičnih in pravnih oseb lastnikov) v letu 2003 (iGV, 2004) in podatki o velikosti podjetij v letu 2003, ki je merjena s sintetičnim kazalnikom, opredeljenim v določbah 51. člena ZGD (Ur.l. 30/1993 s popravki in dopolnitvami; iGV, 2004)²³.

Vrednosti finančnih kazalnikov so izračunane iz računovodskih izkazov, ki so jih srednji in veliki podjetniki ter majhne, srednje in velike družbe skladno z določbami 54., 55. in 55a. člena ZGD (Ur.l. 30/1993 s popravki in dopolnitvami) in Metodološkega navodila za predložitev letnih poročil in drugih podatkov gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov (v nadaljevanju Metodološko navodilo; Ur.l. 7/2004 s popravki in dopolnitvami) zavezani v namene državne statistike in javne objave predložiti Agenciji Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (v nadaljevanju AJPES). AJPES je prevzela skrb za zbiranje podatkov od Agencije Republike Slovenije za plačilni promet, nadziranje in informiranje od začetka leta 2002 (Sklep o ustanovitvi Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve; Ur.l. 53/2002 s popravki in dopolnitvami). Ker so za poročanje računovodskih podatkov za javno objavo zavezani samo samostojni podjetniki in gospodarske družbe, so finančni podatki subjektov, ki niso zavezani poročanju AJPES (društva, skupnosti, itd.), nedostopni. Zato so bile vse transakcije, sklenjene s temi subjekti, izločene iz analize.

Gospodarske družbe in samostojni podjetniki poročajo AJPES podatke iz računovodskih izkazov na standardiziranih statističnih obrazcih (bilanca stanja in izkaz poslovnega izida), ki so priloga Metodološkega navodila. Računovodske kategorije na standardiziranih obrazcih so

²³ Določbe 51. člena ZGD so predstavljene v prilogi 1.

označene z oznakami AOP²⁴. Standardizirani statistični obrazec za izkaz poslovnega izida je podoben različici I oziroma nemški različici, ki jo opredeljujejo Slovenski računovodski standardi (Odar, 2005, str. 51; Slovenski računovodski standard 25, 2001, str. 165-184). Večina strokovne literature s področja napovedovanja kratkoročne in dolgoročne plačilne discipline je anglosaksonskega izvora in predpostavlja, da podjetja sestavljajo izkaz poslovnega izida po angleški različici, ki je podobna različici II izkaza poslovnega izida iz Slovenskih računovodskih standardov (Kavčič, Slapničar, 2003, str. 6; Slovenski računovodski standard 25, 2001, str. 165-184). Finančni kazalniki, izračunani za slovenska podjetja, so neprimerljivi s finančnimi kazalniki v tuji literaturi, zato so za ekonometrično modeliranje na osnovi oznak AOP izvedeni analitski računovodski izkazi, ki omogočajo primerljivost finančnih kazalnikov. Analitski računovodski izkazi omogočajo tudi primerljivost računovodskih kategorij v obrazcih za statistično poročanje, veljavnih pred letom 2002 in po letu 2002, ki se razlikujejo predvsem v podrobnostih razkritij. Pristop izdelave analitičnih računovodskih izkazov uvajajo Prusnik (1997), Mramor et al. (1998), Valentinčič (1999) in Valentinčič (1999a). Sestava analitske bilance stanja in analitskega izkaza poslovnega izida sta podana v prilogi 2.

Pri računovodskih podatkih subjektov, ki so zavezani poročanju, se pojavljajo manjkajoče vrednosti. Zato vseh želenih finančnih kazalnikov ni mogoče izračunati. Če bi vse transakcije, pri katerih se pojavlja vsaj ena manjkajoča vrednost finančnega kazalnika, izločili, bi vzorec transakcij izredno skrčili, kar bi lahko ogrozilo verodostojnost raziskave. Zato so manjkajoče vrednosti finančnih kazalnikov nadomeščene s povprečnimi vrednostmi finančnih kazalnikov v panogi²⁵.

Nesmiselne vrednosti finančnih kazalnikov so bile izločene s pregledom porazdelitve podatkov. Izločeni so vsi finančni kazalniki, kjer zaradi razmerij med ekonomskimi kategorijami vrednosti kazalnika niso vsebinsko smiselne (na primer pri kazalniku, ki meri delež gibljivih sredstev v vseh sredstvih, je razpon vrednosti kazalnika med 0 in 1. Vse vrednosti, ki niso bile v tem razponu, so izločene).

Odpravljanje skrajnih vrednosti finančnih kazalnikov je bolj zapleteno. Računovodska teorija in literatura o napovedovanju plačilne discipline podjetij ne nudita smiselnega razpona vrednosti finančnih kazalnikov za analizo plačilne discipline. Še posebej je razpon vrednosti težko določiti, ko je v vzorec vključenih več podjetij, ki se razlikujejo po velikosti in panogi.

Mramor et al. (1998) skrajne vrednosti finančnih kazalnikov odpravljajo na osnovi pregleda porazdelitve le-teh za vsak kazalnik posebej, Valentinčič (1999a) pa skrajne vrednosti odpravlja na podlagi sheme omejitev vrednosti finančnih kazalnikov. Za razliko od obeh študij je smiselni razpon vrednosti finančnih kazalnikov določen z enotnim kriterijem, ki velja za vse finančne kazalnike. Iz analize so bile tako izločene vse tiste transakcije, ki so po

²⁴ AOP – avtomatska obdelava podatkov.

²⁵ Panogo sestavljajo vsi poslovni subjekti, vključeni v isto trimesčno klasifikacijo Standardne klasifikacije dejavnosti 2002.

vrednosti finančnega kazalnika porazdeljene v spodnjih ali zgornjih 1,5 odstotkih porazdelitve transakcij po vrednosti finančnega kazalnika. Izločitveni kriterij simetrično izločuje transakcije, katerih vrednosti finančnih kazalnikov so porazdeljene na spodnji in zgornji strani porazdelitve. Ker je porazdelitev vrednosti finančnih kazalnikov običajno asimetrična v desno, je lahko izbrani izločitveni kriterij v določenih primerih pristranski, saj na spodnji strani porazdelitve izloča vrednosti, ki niso nujno skrajne.

Poleg težav pri odpravljanju manjkajočih in nesmiselnih ter skrajnih vrednosti velja pri finančnih kazalnikih izpostaviti tudi problem primerljivosti finančnih kazalnikov v času in problem ažurnosti. Finančni kazalniki so izračunani iz računovodskih izkazov podjetij v obdobju od začetka leta 1996 do vključno leta 2002. Ker so z začetkom leta 2002 slovenska podjetja za računovodsko poročanje pričela uporabljati prenovljene SRS (Slovenski računovodski standardi, 2001), se postavlja vprašanje primerljivosti vrednosti finančnih kazalnikov pred uvedbo in po uvedbi prenovljenih SRS (Slovenski računovodski standardi, 1993). Stari SRS, ki so bili oblikovani v letih 1991 in 1992, so izhajali iz določb Kodeksa računovodskih načel iz leta 1989 in Mednarodnih računovodskih standardov, uveljavljenih do leta 1991. Močnejša udeležba slovenskih podjetij na mednarodnih trgih, zahteve po sestavitvah računovodskih izkazov v skladu z mednarodnimi računovodskimi standardi in prenovljeni Zakon o gospodarskih družbah iz leta 2001 so zahtevali spremembe SRS. Zato so leta 2002 slovenska podjetja v želji po realnejšem in bolj poštenem prikazovanju stanja sredstev in obveznosti podjetja začela oblikovati računovodske izkaze po prenovljenih SRS (Slapar, 2002, str. 3).

Osnovna razlika med SRS, veljavnimi pred letom 2002, in tistimi, ki so začeli veljati po letu 2002, je obračunavanje revalorizacije. Revalorizacijo, ki so jo predpisovali računovodski standardi, veljavni do leta 2002, so podjetja obračunavala zaradi visoke inflacije, ki je bila značilna za slovensko gospodarstvo. V letu 2002 se je obračunavanje revalorizacije z uvedbo novih računovodskih standardov opustilo. Opustitev obračunavanja revalorizacije sredstev in dolgov je v računovodskih izkazih slovenskih podjetij spremenilo poslovne rezultate, čeprav je poslovanje podjetij ostalo nespremenjeno (Slapar, 2002, str. 3).

Kavčič in Slapničar (2003) ugotavljata, da so primerjave med finančnimi kazalniki, izračunanimi iz starih in novih računovodskih izkazov, omejene, saj podjetja niti v temeljnih računovodskih izkazih za leto 2002 niso na novo izračunala podatkov za leto 2001 po novih standardih. Avtorici ugotavljata, da ni mogoče izdelati modela za celotno gospodarstvo glede kvantitativnega vpliva novih standardov na poslovni izid in vrednost nekaterih drugih pomembnih postavk ter posledično finančnih kazalnikov, kajti vpliv spremembe standardov je bil v veliki meri odvisen od strukture financiranja in sredstev.

Pri napovedovanju kratkoročne plačilne discipline s finančnimi kazalniki se soočamo tudi s problemom neažurnosti finančnih kazalnikov. Za razvrščanje transakcij se v tekočem poslovnem letu uporabljajo finančni kazalniki podjetij, izračunani iz tedaj dostopnih

računovodskih izkazov, ki odražajo poslovanje družbe v preteklem poslovnem letu. Metodološko navodilo namreč določa, da morajo podjetja, s katerih vrednostnimi papirji se trguje na organiziranem trgu kapitala, revidirane računovodske izkaze za javno objavo posredovati AJ PES v osmih mesecih po koncu poslovnega leta. Računovodski izkazi za preteklo poslovno leto so javnosti dostopni v sredini tekočega poslovnega leta (na primer poslovni podatki podjetij za leto 2003 so bili dostopni javnosti v avgustu 2004²⁶). Napovedovanje kratkoročne plačilne discipline je lahko na osnovi tako neažurnih podatkov pristransko.

Nesmiselnih in skrajnih vrednosti podatkov o številu lastnikov pravnih in fizičnih oseb ni. Izločene so transakcije, kjer manjkajo vrednosti števila lastnikov, in transakcije, kjer je število pravnih in fizičnih oseb lastnikov skupaj nič. Podatki o velikosti, ki je opredeljena po ZGD, so popolni.

Vhodni podatki pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami

Osnovna podatkovna baza za oblikovanje pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami je prečiščena podatkovna baza transakcij, ki šteje 1.910.543 zapisov.

Za potrebe oblikovanja pojasnjevalnih spremenljivk je uvedena ena omejitev. Izvedene pojasnjevalne spremenljivke morajo ustrezati kriteriju konsistentnosti. Kriterij konsistentnosti zahteva, da oblikovane izvedene pojasnjevalne spremenljivke pristno prikazujejo plačilno disciplino plačnika v kritičnem časovnem razponu pred sklenitvijo transakcije, ki je predmet razvrščanja. V analizo so bile zato uvrščene samo tiste transakcije, pri katerih je bilo v kritičnem časovnem razponu pred njihovo sklenitvijo sklenjenih vsaj pet transakcij z istim kupcem. Tako so izvedene pojasnjevalne spremenljivke za vsako transakcijo oblikovane na elementih vsaj petih sklenjenih transakcij v obdobju pred nastankom le-te. Vse ostale transakcije so bile iz analize izločene.

Potem ko so iz baze podatkov odpravljene nesmiselne, skrajne in manjkajoče vrednosti, je v ekonometrično modeliranje obeh bonitetnih modelov vključenih:

- 809.536 transakcij oziroma 6.086 podjetij v model s finančnimi kazalniki in
- 1.743.374 transakcij oziroma 7.069 podjetij in drugih organizacij v model s preteklimi zamudami.

4.2. Model s finančnimi kazalniki

4.2.1. Pojasnjevalne spremenljivke modela s finančnimi kazalniki

Finančne kazalnike se v finančni analizi uporablja za primerjalno analizo tveganja in donosnosti podjetij različnih velikosti (White, Sondhi, Fried, 1997, str. 141). Zaradi oblike

²⁶ Ajpes, 2004, URL://www.ajpes.si.

finančnih kazalnikov je namreč mogoče izločiti sistematični vpliv velikosti računovodskih kategorij, ki se med podjetji različnih velikosti razlikujejo (Lev, Sunder, 1979, str. 187-188). Falkenstein, Boral in Carty (2000, str. 27) ugotavljajo, da je z uporabo finančnih kazalnikov v finančni analizi mogoče izničiti tudi vpliv časovne vrednosti denarja.

Če je osnovni razlog uporabe finančnih kazalnikov omejevanje vpliva velikosti podjetja in časa na rezultate finančne analize, predpostavljamo, da želimo v finančni analizi (v presečni analizi in pri proučevanju časovnih vrst) meriti zgolj tisti del variabilnosti finančnega kazalnika, ki ni povezan z velikostjo podjetja (Sudarsanam in Taffler, 1995, str. 47).

Finančni kazalniki omogočajo primerjalno analizo podjetij različnih velikosti v različnem času. Finančnim kazalnikom nekateri avtorji pripisujejo tudi sposobnost primerjalne analize podjetij, ki delujejo v različnih panogah (Barnes, 1987, str. 450-451). White, Sondhi in Fried (1998, str. 142) ter Sheppard (1994, str. 12) ugotavljajo, da se med panogami vrednosti finančnih kazalnikov in računovodskih kategorij statistično značilno razlikujejo. Ker je zastavljeni cilj magistrskega dela razviti generični bonitetni model, ki neodvisno od panoge, v kateri deluje plačnik, razvršča transakcije v bonitetno lestvico, predpostavljamo, da je na osnovi finančnih kazalnikov mogoče primerjati podjetja, ki delujejo v različnih panogah.

Strokovna literatura navaja množico finančnih kazalnikov, ki se uporabljajo v različnih segmentih finančnega in računovodskega proučevanja (analiziranja). Vseh finančnih kazalnikov pa pri napovedovanju plačilne discipline podjetij ni mogoče uporabiti. Predvsem je potrebno izločiti finančne kazalnike, katerih vrednosti ni mogoče izračunati, in finančne kazalnike, ki lahko napeljujejo v vsebinsko zmotne zaključke. Zato so iz analize izločeni finančni kazalniki, kjer ni dostopnih vrednosti za izračun in kjer obstaja verjetnost, da je vrednost imenovalca negativna. Cruhy, Galai in Mark (2001) in Shirata (1998, str. 5) v svojih študijah, kjer napovedujejo solventnost podjetij, izločajo tudi kazalnike, ki temeljijo na številu zaposlenih, vrednosti stalnih sredstev in vrednosti prejemkov zaposlenih. Po njihovem mnenju naj bi podjetja, ki dolgoročno niso plačilno sposobna, svoj finančni položaj reševala z odpuščanjem delavcev, prodajo sredstev ali nižanjem plač.

Finančni kazalniki, ki temeljijo na številu zaposlenih, vrednosti stalnih sredstev in vrednosti prejemkov zaposlenih, kljub zgornjim argumentom niso izločeni, saj predpostavljamo, da podjetja zmanjšujejo število zaposlenih, vrednost stalnih sredstev in višino plač samo, če so dolgoročno plačilno nesposobna. V primeru kratkoročne plačilne nesposobnosti podjetja ne odpuščajo zaposlenih, ne prodajajo stalnih sredstev ali znižujejo plač za izboljšanje likvidnosti. Takšni ukrepi nimajo kratkoročnih pozitivnih vplivov na likvidnost podjetja. Poleg tega je težko pričakovati, da bi podjetja z odprodajo sredstev bistveno izboljšala kratkoročno plačilno sposobnost, ne da bi oškodovala svoj dolgoročnejši obstoj. To je možno le v primeru odprodaje poslovno nepotrebnih sredstev, ki pa večinoma ne predstavljajo večjega deleža sredstev podjetij.

Tabela 3: Finančni kazalniki, družine finančnih kazalnikov in kratica finančnega kazalnika²⁷.

Zap.št.	Kazalnik	Družine finančnih kazalnikov	Kratica
1	Obveznosti do dobaviteljev/Stroški blaga, materiala in storitev	Aktivnost	ApCAP
2	Obveznosti do dobaviteljev/Stroški materiala	Aktivnost	ApMat
3	Obveznosti do dobaviteljev/Prihodki iz poslovanja	Aktivnost	ApSales
4	Poslovne terjatve/Gibljava sredstva	Aktivnost	ARCA
5	Poslovne terjatve/Stroški blaga, materiala in storitev	Aktivnost	ArCAP
6	Poslovne terjatve/Dobiček iz poslovanja	Aktivnost	ArEBIT
7	Poslovne terjatve / Zaloge	Aktivnost	ArInv
8	Poslovne terjatve/Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti	Aktivnost	ArLiab
9	Poslovne terjatve/ (Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti-Neopredmetena dolgoročna sredstva-Denarna sredstva)	Aktivnost	ARLiabIn
10	Poslovne terjatve/ Prihodki iz poslovanja	Aktivnost	ArSales
11	Gibljava sredstva/Prihodki iz poslovanja	Aktivnost	CASales
12	Stalna sredstva/Sredstva	Aktivnost	FATA
13	Zaloge/Stroški blaga, materiala in storitev	Aktivnost	InvCAP
14	Zaloge/Stroški materiala	Aktivnost	InvMat
15	Zaloge/Dobiček iz poslovanja	Aktivnost	InvOpInc
16	Zaloge/Prihodki iz poslovanja	Aktivnost	InvSales
17	Zaloge/Sredstva	Aktivnost	InvTA
18	Finančne in poslovne obveznosti/Prihodki iz poslovanja	Aktivnost	LiabSale
19	Prihodki iz poslovanja/Stalna sredstva	Aktivnost	SalesFA
20	Prihodki iz poslovanja/Sredstva	Aktivnost	SalesTA
21	Opredmetena osnovna sredstva/Prihodki iz poslovanja	Aktivnost	TanASale
22	Stalna sredstva v preteklem obdobju-Stalna sredstva-Amortizacija/ Sredstva	Denarni tok	CapExp
23	Čisti dobiček+Amortizacija/Sredstva	Denarni tok	CF1
24	Dobiček iz poslovanja po davkih+Amortizacija/ Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	Denarni tok	CFO
25	Neto obratna sredstva/Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	Denarni tok	NWCCL
26	Naložbe v neto obratna sredstva/Sredstva	Denarni tok	NWCInv
27	Neto obratna sredstva/Prihodki iz poslovanja	Denarni tok	NWCSales
28	Neto obratna sredstva/Sredstva	Denarni tok	NWCTA
29	Dobiček iz poslovanja/Obveznosti do dobaviteljev	Dobičkonosnost	EBITAp
30	Čisti dobiček iz poslovanja/Prihodki iz poslovanja	Dobičkonosnost	EBITSale
31	Čisti dobiček/Dobiček iz poslovanja	Dobičkonosnost	FLE
32	Čisti dobiček-Stroški blaga, materiala in storitev/Prihodki iz poslovanja	Dobičkonosnost	GPM
33	Bruto dobiček-Dobiček iz poslovanja/Prihodki	Dobičkonosnost	K1
34	Prihodki iz poslovanja - Čisti dobiček-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)/ Prihodki	Dobičkonosnost	K3
35	Čisti dobiček-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)/Sredstva	Dobičkonosnost	NIExTA
36	Čisti dobiček/Prihodki iz poslovanja	Dobičkonosnost	NiSales
37	Čisti dobiček/Sredstva	Dobičkonosnost	NITA
38	Čisti dobiček/Prihodki	Dobičkonosnost	NITR
39	Poslovni odhodki/Prihodki iz poslovanja	Dobičkonosnost	OpExpSal
40	Čisti dobiček iz rednega delovanja+Amortizacija-Davek/Sredstva	Dobičkonosnost	Prof1
41	Zadržani dobiček/Sredstva	Dobičkonosnost	RETA
42	Dobiček iz poslovanja/Sredstva	Dobičkonosnost	ROA
43	Zadržani dobiček/Knjigovodska vrednost kapitala (starost)	Kvalitativni	Age
44	(Izredni odhodki-Izredni odhodki v preteklem obdobju)/ Izredni odhodki v preteklem obdobju	Kvalitativni	EEL
45	(Izredni prihodki-Izredni prihodki v preteklem obdobju)/ Izredni prihodki v preteklem obdobju	Kvalitativni	EII
46	Prihodki od izvoza/Prihodki iz poslovanja	Kvalitativni	EXS

²⁷ Analitični zapisi finančnih kazalnikov in zapisi z oznakami AOP so podani v prilogi 2.

Nadaljevanje tabele 3: Finančni kazalniki, družine finančnih kazalnikov in kratica finančnega kazalnika.

Zap.št.	Kazalnik	Družine finančnih kazalnikov	Kratica
47	Davek od dobička/Prihodki	Kvalitativni	TXTR
48	Zavezanost za davek na dodano vrednost	Kvalitativni	VAT
49	Stroški dela/Število zaposlenih	Kvalitativni	WageEmp
50	(Povprečni stroški dela - povprečni stroški dela preteklega obdobja)/ Povprečni stroški dela preteklega obdobja	Kvalitativni	WageGr2
51	Rast povprečnih stroškov dela/Rast prihodkov	Kvalitativni	WageGrow
52	Poslovne terjatve/Obveznosti do dobaviteljev	Likvidnost	ArAp
53	Gibljava sredstva/Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti	Likvidnost	CAL
54	Denarna sredstva/Prihodki iz poslovanja	Likvidnost	CashSale
55	Denarna sredstva/Sredstva	Likvidnost	CashTA
56	Gibljava sredstva/Sredstva	Likvidnost	CATA
57	Doba vezave denarja (DSO+ICP-PDP)	Likvidnost	CCC
58	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti/Sredstva	Likvidnost	CLTA
59	Gibljava sredstva /Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	Likvidnost	Current
60	Poslovne terjatve / Prihodki iz poslovanja / 360	Likvidnost	DSO
61	Kapital/Stalna sredstva	Likvidnost	EqFA
62	Kratkoročne in dolgoročne finančne naložbe / Sredstva	Likvidnost	FITA
63	Zaloge/Prihodki iz poslovanja/360	Likvidnost	ICP
64	Denarna sredstva - Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti/Prihodki iz poslovanja	Likvidnost	Liq1
65	Neto obratna sredstva/Gibljava sredstva	Likvidnost	NWCCA
66	Obveznosti do dobaviteljev/Stroški blaga, materiala in storitev/360	Likvidnost	PDP
67	Število dni obračanja denarja dobaviteljev (PDP-DSO)	Likvidnost	PDPDSO
68	Financiranje proizvodnje z obveznostmi do dobaviteljev (PDP-ICP)	Likvidnost	PDPICP
69	Denarna sredstva+Kratkoročne finančne naložbe+Poslovne terjatve/ Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	Likvidnost	QACL
70	Denarna sredstva+Kratkoročne finančne naložbe+Poslovne terjatve/Prihodki iz poslovanja	Likvidnost	QASales
71	Denarna sredstva/Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	Likvidnost	QQR
72	Gibljava sredstva-Zaloge/Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	Likvidnost	Qr
73	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti/Finančne in poslovne obveznosti	Likvidnost	SdebtTDe
74	Dobiček iz poslovanja pred odpisi vrednosti/Finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti	Pokritost	EBITDACo
75	Dobiček iz poslovanja/Finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti	Pokritost	TIE
76	Dobiček iz poslovanja /Število zaposlenih	Produktivnost	EBITEmp
77	Dobiček iz poslovanja /Stroški dela	Produktivnost	EBITWage
78	Bruto marža/Število zaposlenih	Produktivnost	GPEmp
79	Stroški dela/Dobiček iz poslovanja	Produktivnost	MatEBIT
80	Čisti dobiček/Število zaposlenih	Produktivnost	NIEmp
81	Stroški dela in storitev/Število zaposlenih	Produktivnost	SAEmp
82	Prihodki iz poslovanja/Število zaposlenih	Produktivnost	SalesEmp
83	(Prihodki iz poslovanja-Stroški materiala)/Stroški dela	Produktivnost	SalesMat
84	Sredstva/Število zaposlenih	Produktivnost	TAEmp
85	Opredmetena osnovna sredstva/Število zaposlenih	Produktivnost	TanAEmp
86	Prihodki/Število zaposlenih	Produktivnost	TREmp
87	Prihodki/Sredstva	Produktivnost	TRTA
88	Dodana vrednost na zaposlenega	Produktivnost	VAEmp
89	Stroški dela/Prihodki iz poslovanja	Produktivnost	WageSale
90	Dobiček iz poslovanja v tekočem obdobju/Dobiček iz poslovanja v preteklem obdobju	Rast	GrowthOp
91	Prihodki iz poslovanja v tekočem obdobju/Prihodki iz poslovanja v preteklem obdobju	Rast	GrowthSa
92	Sredstva v tekočem obdobju/Sredstva v preteklem obdobju	Rast	GrowthTA
93	Obveznosti do dobaviteljev/Finančne in poslovne obveznosti	Zadolženost in solventnost	ApLiab
94	Obveznosti do dobaviteljev/Sredstva	Zadolženost in solventnost	ApTA
95	Obveznosti do dobaviteljev/Sredstva-Neopredmetena dolgoročna sredstva	Zadolženost in solventnost	ApTATan
96	Knjigovodska vrednost kapitala/Sredstva	Zadolženost in solventnost	BkvalEqT
97	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti/Prihodki iz poslovanja	Zadolženost in solventnost	CLSales

Nadaljevanje tabele 3: Finančni kazalniki, družine finančnih kazalnikov in kratica finančnega kazalnika.

Zap.št.	Kazalnik	Družine finančnih kazalnikov	Kratica
98	Finančne in poslovne obveznosti/Sredstva	Zadolženost in solventnost	DebtTA
99	Kapital / Sredstva	Zadolženost in solventnost	EqTA
100	(Dobiček iz poslovanja-Čisti dobiček-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)/Celotni prihodki	Zadolženost in solventnost	K2
101	(Dobiček iz poslovanja-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)-Čisti dobiček-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)/ Celotni prihodki	Zadolženost in solventnost	K4
102	Obveznosti do virov sredstev/Stalna sredstva+Dolgoročne poslovne terjatve+Zaloge	Zadolženost in solventnost	Lev1
103	(Obveznosti do dobaviteljev/Sredstva)/ (Obveznosti do dobaviteljev v preteklem obdobju/Sredstva v preteklem obdobju)	Zadolženost in solventnost	LevCh2
104	(Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti/Sredstva)/ (Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti v preteklem obdobju/Sredstva v preteklem obdobju)	Zadolženost in solventnost	LevChang
105	Finančne in poslovne obveznosti/Opredmetena osnovna sredstva	Zadolženost in solventnost	DebtTanA
106	Finančne in poslovne obveznosti/Prihodki iz poslovanja	Zadolženost in solventnost	LiaSales
107	Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti/Sredstva	Zadolženost in solventnost	LiaTA
108	Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti / Opredmetena osnovna sredstva	Zadolženost in solventnost	LiaTanA
109	Negativna vrednost kapitala	Zadolženost in solventnost	NegEq
110	Finančne in poslovne obveznosti/ Sredstva - Neopredmetena dolgoročna sredstva	Zadolženost in solventnost	TanAR
111	Gibljava sredstva / Finančne in poslovne obveznosti	Zadolženost in solventnost	TCR

Opomba: Analitični zapisi finančnih kazalnikov se med finančnimi študijami razlikujejo, čeprav imajo lahko enaka imena (White, Sondhi, Fried, 1994, str. 151).

Vir: Beaver, 1996; Bernhardsen, 2001; Brigham, 2002; Carling et al., 2002; Chen, Shimerda, 1981; Cirman et al., 1999; Crouhy, Galai, Mark, 2001; Estrella, Peristiani, 2003; Falkenstein, Boral, Carty, 2000; Falkenstein, Boral, Kocagil, 2000; Hayden, 2002; Escott, Glormann, Kocagil, 2001; Kahya, Theodossiou, 1996; Karakouls, 2002; Shirata, 1998; SRS, 2001; Valentinčič, 1999a.

Tabela 3 prikazuje najpogostejše uporabljene finančne kazalnike pri napovedovanju kratkoročne in dolgoročne plačilne sposobnosti podjetij.

Z vsakim finančnim kazalnikom analiziramo določen vidik poslovanja podjetja (zadolženost, likvidnost, produktivnost, itd.). Finančne kazalnike je zato mogoče združiti v družine kazalnikov, kjer posamezna družina le-teh prikazuje določen vidik poslovanja podjetja. To omogoča tudi lažjo interpretacijo vpliva posameznih vidikov poslovanja podjetja na analizirani pojav (plačilno disciplino podjetja). Združevanje finančnih kazalnikov v družine je posebej pomembno pri izboru ustreznega števila finančnih kazalnikov (predstavljen bo v razdelku 4.2.3.), saj omogoča zmanjšati število finančnih kazalnikov pri napovedovanju plačilne discipline, kar znižuje zapletenost bonitetnega modela.

Klasifikacija družin finančnih kazalnikov, podobno kot oblika posameznih finančnih kazalnikov, ni standardizirana (White, Sondhi, Fried, 1994, str. 194; Valentinčič, 1999a, str. 47). Iztočnico klasifikacije družin finančnih kazalnikov nudi faktorska analiza, s katero določimo število vidikov poslovanja podjetja (faktorjev), ki značilno vplivajo na plačilno disciplino podjetij. Ker faktorska analiza presega namen magistrskega dela, so bili finančni kazalniki klasificirani v družine na podlagi klasifikacij, uporabljenih v strokovni literaturi.

Chen in Shimerda (1981) analizirata pet študij plačilne discipline, kjer je bila uporabljena faktorska analiza, in zaključujeta, da je optimalno število družin kazalnikov sedem. Do enakega števila pojasnjevalnih spremenljivk so prišli tudi Pinches, Mingo in Caruthers (1973). Libby (1975) je s faktorsko analizo petnajst finančnih kazalnikov združil v pet faktorjev, iz vsakega izbral en kazalnik, pri čemer ni izgubil pojasnjevalne moči modela. Podobno sta Gombola in Ketz (1983) na podlagi študije skozi daljše časovno obdobje ugotovila stanovitno prisotnost osmih kazalnikov, od katerih jih je sedem podobnih tistim, ki sta jih določila Chen in Shimerda (1981)²⁸.

V tabeli 3 so finančni kazalniki arbitrarno razdeljeni v devet družin kazalnikov: kazalniki aktivnosti, dobičkonosnosti, denarnega toka, likvidnosti, pokritosti, produktivnosti, rasti, solventnosti in zadolženosti ter kvalitativni kazalniki.

Teoretično so kazalci aktivnosti močno povezani s plačilno sposobnostjo podjetja, saj prikazujejo plačilne navade podjetja v razmerju do svojih dobaviteljev, plačilne navade kupcev podjetja in politiko podjetja do obratnega kapitala. Kot poudarja Lettmayr (2001), ugodne vrednosti kazalnikov obračanja pomenijo doseganje višjih donosnosti z enakimi naložbami, kar posledično izboljšuje likvidnost.

Dobičkonosnost je pozitivno povezana s plačilno sposobnostjo podjetja, saj samo ustvarjanje prihodkov, ki so višji od stroškov, omogoča doseganje zadostne likvidnosti za poplačilo obveznosti do dobaviteljev (White, Sondhi, Fried, 1997, str. 110).

V študijah solventnosti podjetij kazalci denarnega toka niso vključeni, saj naj bi njihov vpliv na solventnost podjetja vsebovali že kazalniki likvidnosti (White, Sondhi, Fried, 1997, str. 155). Likvidnost je za razliko od solventnosti bolj odvisna od denarnih tokov, ki jih podjetje ustvarja. Gombola in Ketz (1983) sta v analizo plačilne discipline dodala kazalnike denarnega toka in ugotovila, da ne izkazujejo visoke stopnje korelacije z nobenim prvotno opredeljenim faktorjem. Zato sta kazalnike denarnega toka uvrstila v samostojno družino.

S kazalniki likvidnosti analiziramo sposobnost rednega poravnavanja tekočih obveznosti podjetja (White, Sondhi, Fried, 1997, str. 155). Podjetje, ki ima ohromljeno likvidnost, ne bo sposobno poravnati tekočih obveznosti in bo posledično zamujalo pri plačevanju računov. Manj ugodne vrednosti finančnih kazalnikov likvidnosti pa niso nujno znak manjše plačilne sposobnosti ali slabše likvidnosti podjetja, saj se absolutni stroški ohranjanja likvidnosti povečujejo z velikostjo podjetja (Falkenstein, Boral, Carty, 2001, str. 36). Večja podjetja in podjetja z dobrimi bonitetnimi ocenami imajo namreč lažji dostop do finančnih trgov, kar jim omogoča, da imajo relativno manj likvidnih sredstev kot manjša podjetja. To še ne pomeni, da je njihova plačilna sposobnost ohromljena. Obratno je za manjša podjetja, hitro rastoča podjetja in podjetja s tveganimi denarnimi tokovi značilno, da imajo visoke deleže likvidnih

²⁸ Valentinčič (1999a, str. 62) pri svoji analizi uporablja osem finančnih kazalnikov, Falkenstein, Boral in Carty (2000, str. 72) jih uporabljajo deset, Hayden pa (2001, str. 49) devet.

sredstev v celotnih sredstvih. Visoki deleži likvidnih sredstev naj bi omogočali naložbenje tudi v času ohromljenih denarnih tokov (Opler et al., 1997).

Zaradi pomembnosti bank in drugih upnikov pri financiranju podjetij sta bila v analizo vključena finančna kazalnika pokritosti, ki prikazujeta sposobnost, da podjetja pokrivajo finančne odhodke za obresti iz financiranja.

Kazalniki produktivnosti se uporabljajo za podrobnejšo analizo dveh največjih skupin stroškov podjetja. To so stroški dela in stroški materiala. Manjša stroškovna učinkovitost povzroča slabše odplačevanje obveznosti (Hayden, 2002, str. 31).

Rast računovodskih kategorij podjetja proučujejo kazalniki rasti. Kandhani, Lozano in Carty (2001) ugotavljajo, da razmerje med stopnjo rasti podjetja in stopnjo, s katero nastopijo težave s plačilno disciplino, ni monotono kot pri ostalih računovodskih kazalnikih. Z vidika plačilne discipline je bolj ugodno, da podjetje raste, vendar pretirana rast postavi podjetje v nevzdržni položaj z vidika upravljanja in financiranja, ki lahko vodi v težave pri odplačevanju obveznosti. Hayden (2001, str. 32) dodaja, da podjetja hitro rast večinoma financirajo z dolžniškim kapitalom in tako povečujejo obveznosti do bank, ki so večinoma poplačane prej kot obveznosti do dobaviteljev. Razmerje med rastjo podjetja in plačilno disciplino je posledično nemonotono.

Valentinčič (1999a, str. 48) v analizo plačilne sposobnosti podjetij uvaja tudi kazalnike drugega in tretjega reda, ki jih lahko štejemo med kazalnike rasti. Kazalci drugega reda so stopnje rasti posameznih finančnih kazalcev. Kazalci tretjega reda predstavljajo relativizirane stopnje rasti finančnih kazalnikov drugega reda s stopnjami rasti prihodkov in sredstev. Finančni kazalniki drugega in tretjega razreda se niso izkazali kot značilni pri pojasnjevanju plačilne discipline v podjetjih (Valentinčič, 1999a, str. 48). Slednje so v svoji študiji potrdili tudi Falkenstein, Boral in Carty (2000, str. 39), ki ugotavljajo, da so za proučevanje plačilne sposobnosti podjetja spremenljivke stanja pomembnejše kot spremenljivke trenda, čeprav je za upnika in finančnega analitika bolj odločujoče prihodnje poslovanje podjetja.

Kazalci solventnosti in zadolženosti so primernejši pri analizi dolgoročne plačilne sposobnosti. Z vidika kratkoročne plačilne sposobnosti podjetja je zadolženost pomembna predvsem zaradi odplačevanja dolgov do bank, ki ima pogosto prednost pred poravnavanjem obveznosti do drugih dobaviteljev.

Mramor et al. (1998, str. 21) navajajo tudi dodatno prilagojene kazalnike, ki izločajo velik vpliv razporejanja prihodkov in odhodkov med izredne prihodke in izredne odhodke na dobiček iz poslovanja in čisti dobiček. Zato uvajajo dve dodatni postavki: popravljeni dobiček iz poslovanja (*EBIT2*) in popravljeni čisti dobiček obračunskega obdobja (*NI2*)²⁹. Oba prilagojena računovodska kazalnika sta osnova za tri mere stroškovne učinkovitosti (*K1*, *K2*

²⁹ Analitična zapisa obeh kazalnikov z AOP šiframi sta podana v prilogi 2.

in *K4*) in eno mero donosnosti (*K3*). Kazalnika *K1* in *K3* sta bila vključena v družino kazalnikov dobičkonosnosti, kazalnika *K2* in *K4* v družino kazalnikov, ki merijo zadolženost in solventnost.

Relativna razlika med bruto dobičkom in dobičkom iz poslovanja (*K1*) meri dogajanje v proizvodnem procesu podjetja in notranjo stroškovno učinkovitost podjetja. Razlika med dobičkoma je deflacionirana s celotnimi prihodki. Absolutna vrednost kazalnika je pri notranje stroškovno učinkovitih podjetjih nizka. Dodati je potrebno, da lahko kazalec *K1* v določenih primerih pristransko izkazuje notranje stroškovne učinkovitosti podjetja (Valentinčič, 1999a, str. 49).

Kazalnik *K2* je relativna razlika med dobičkom iz poslovanja in popravljenim čistim dobičkom, medtem ko je kazalnik *K4* relativna razlika med popravljenim dobičkom iz poslovanja in popravljenim čistim dobičkom. Kazalnika zajemata učinke različnega financiranja podjetij in revalorizacijske učinke. Iz obeh kazalcev so izločeni vplivi izrednih poslovnih dogodkov, ki povzročajo izredne prihodke in/ali odhodke. Z vidika upnika je pomembna absolutna nizka vrednost kazalca, saj to pomeni, da podjetja ne izkoriščajo davčnega ščita, ki je posledica financiranja z dolgom, kar je zaželeno z vidika novih upniških naložb (Valentinčič, 1999a, str. 50).

Popravljen čist dobičkonosnost prodaje (*K3*) meri donosnost rednega ali normalnega poslovanja podjetja. Iz izračuna so izločeni vsi prihodki, ki niso pridobljeni s prodajo blaga in materiala na trgu, in vpliv izrednih dogodkov na dobiček podjetja. Skrajna vrednost kazalca je nič. V tem primeru podjetje nima nobenih stroškov in odhodkov. Empirično so pomembne pozitivne vrednosti blizu nič (Valentinčič, 1999a, str. 50).

Klasičnim finančnim kazalnikom smo dodali tudi kvalitativne kazalnike, ki jih ni mogoče uvrstiti v druge družine finančnih kazalnikov. Kvalitativni kazalniki so: starost podjetja, gibanje prihodkov, ustvarjenih z izvozom, gibanje stroškov dela, delež stroškov dela v številu zaposlenih, delež obveznosti za davek od dohodka pravnih oseb v prihodkih iz poslovanja, gibanje izrednih odhodkov in prihodkov ter zavezanost za davek na dodano vrednost.

Negotovost, povezana z napovedovanjem natančnih stroškov delovanja podjetja, in nepoznavanje stanja konkurenčnosti v panogi povzročata, da je ustanovitev novega podjetja tvegana. Po ustanovitvi podjetje potrebuje čas, da razvije dovolj dobro finančno upravljavsko strukturo (Bernhardsen, 2001, str. 20). Zato starost podjetja značilno vpliva na plačilno disciplino. Za starejša podjetja je značilno, da imajo bolj razvito politiko obvladovanja obratnega kapitala in stroškov ter več izkušenj s prilagajanjem nihanjem v panogi. Zaradi nedostopnosti podatkov o ustanovitvi podjetij lahko starost podjetja izrazimo s kazalcem deleža zadržanih dobičkov v knjigovodski vrednosti kapitala (Altman, 1993, str. 186).

Cirman et al. (1999) ugotavljajo, da uspešnejša podjetja dosegajo večji delež prihodkov iz prodaje na tujih trgih. Taka podjetja so tehnološko napredna in imajo dolgoročno perspektivo, vendar imajo lahko na kratek rok likvidnostne težave.

Stroški dela so pomemben delež stroškov podjetja in predstavljajo redno likvidnostno obremenitev. Podjetja, ki boljše poslujejo, lahko svoje zaposlene boljše nagrajujejo (Cirman et al., 1999). Rast plač na zaposlenega lahko ohromi plačilno sposobnost podjetja, saj pomeni povečan odliv denarja iz podjetja, kar lahko povzroči plačilno nedisciplino. V analizo je bil zato dodan kazalnik rasti stroškov dela na zaposlenega (*WageGrowth*). Ker je rast plač lahko povezana z boljšim poslovanjem podjetja, je bil v analizo dodan tudi kazalnik, kjer je stopnja rasti plač primerjana s stopnjo rasti prihodkov (*WageGrowthTRg*; Valentinčič, 1999a, str. 50).

Problematična podjetja pogosteje uporabljajo finančne in računovodske mehanizme za minimizacijo obveznosti iz naslova davka od dohodka pravnih oseb (Valentinčič, 1999a, str. 50; Mossman et al., 1998, str. 37). Zato je bil dodan kazalnik popravljene davčne stopnje (*TXTR*), ki prikazuje delež celotnih prihodkov podjetja, plačanih v obliki davka na dobiček.

V bonitetni model s finančnimi kazalniki so vključene tudi dodatne pojasnjevalne spremenljivke, ki jih ni mogoče izračunati iz računovodskih izkazov podjetja, imajo pa lahko značilen vpliv na plačilno disciplino podjetja:

- velikost podjetja (merjena s sintetičnim kazalnikom velikosti podjetja, ki je opredeljen v določbah ZGD)³⁰;
- število lastnikov (fizičnih oseb);
- število lastnikov (pravnih oseb);

Falkenstein, Boral in Carthy (2000, str. 35) ugotavljajo, da imajo večja podjetja bolj diverzificirane prodajne programe in boljše finančno upravljanje. Posledično bi morala biti večja podjetja plačilno bolj disciplinirana od manjših. Kljub temu pa Falkenstein, Boral in Carthy (2000, str. 35) dodajajo, da je razmerje med velikostjo in plačilno disciplino popolnoma značilno samo pri velikih podjetjih.

V literaturi teoretične povezave med številom lastnikov in plačilno disciplino podjetja nisem zasledil. Ugibamo lahko, da je verjetnost, da bo podjetje z večjim številom lastnikov zaposlilo profesionalno poslovodstvo, večja. Le-to naj bi omogočilo boljše upravljanje podjetja in posledično boljšo plačilno disciplino.

4.2.2. Osnovne opisne statistike finančnih kazalnikov

V nadaljevanju so predstavljene nekatere vsebinske razlage opisnih statistik finančnih kazalnikov po družinah. Razlike v povprečnih vrednostih finančnih kazalnikov v bonitetnih

³⁰ Sestava sintetičnega kazalnika velikost podjetja je podana v prilogi 1.

razredih so preizkušene s testom enakosti več aritmetičnih sredin (ANOVA). Test je pokazal, da se povprečne vrednosti v različnih bonitetnih razredih pri vseh finančnih kazalnikih statistično značilno razlikujejo. Ker so lahko rezultati testa enakosti več aritmetičnih sredin pristranski zaradi velikosti vzorca, se na rezultate nisem pretirano zanašal.

Kazalniki aktivnosti: V povprečju imajo podjetja, ki svoje obveznosti do dobaviteljev plačujejo bolj redno, manjši delež obveznosti do dobaviteljev v drugih računovodskih kategorijah (*ApCAP*, *ApMat*, *ApSales*), kar potrjuje kazalnik povprečnih dni vezave obveznosti do dobaviteljev (*PDP*), ki se s preходом v manj kvaliteten bonitetni razred povečuje.

Obratno so za slabše plačnike značilne višje povprečne vrednosti kazalnikov, ki merijo delež terjatev do kupcev v drugih računovodskih kategorijah (*ARCA*, *ArCAP*, *ArEBIT* in *ArSales*), iz česar izhaja, da kopičijo relativno večji del sredstev v terjatvah. To lahko pomeni, da je njihova sposobnost upravljanja s terjatvami slabša.

Sposobnost podjetja za upravljanje s terjatvami in zalogami lahko analiziramo s kazalnikom, ki kaže stopnjo obračanja poslovnih terjatev v zalogah (*ArInv*). Kot je bilo ugotovljeno v prejšnjem odstavku, so boljši plačniki uspešnejši pri upravljanju terjatev.

Stopnja obračanja poslovnih terjatev v zalogah (*ArInv*) se s preходом v slabše bonitetne razrede zmanjšuje, kar, upoštevajoč zaključke prejšnjega odstavka, pomeni, da imajo slabši plačniki več težav pri upravljanju zalog. To potrjuje tudi gibanje kazalnika dobe vezave zalog (*ICP*), saj se dnevi vezave zalog s slabšanjem bonitetne ocene transakcije v povprečju povečujejo.

Podjetja, ki svoje račune plačujejo manj redno, imajo v povprečju tudi višji delež zalog v prihodkih (*InvSales*) in povprečno nižjo vrednost gibljivih sredstev v prihodkih (*CASales*), kar dokazuje, da z enakimi naložbami v gibljiva sredstva dosegajo višje prihodke iz poslovanja.

Zanimivo je, da je delež prihodkov v stalnih sredstvih (*SalesFA*) v povprečju nižji pri podjetjih, ki so boljši plačniki. To pomeni, da na enoto stalnih sredstev dosegajo nižje prihodke. Vsebinsko povezavo deleža prihodkov v stalnih sredstvih (*SalesFA*) s plačilno disciplino je mogoče izluščiti v povezavi s kazalnikom, ki prikazuje delež stalnih sredstev v celotnih sredstvih (*FATA*). Vrednost slednjega je višja pri podjetjih, ki obveznosti poravnajo bolj redno. Če oba kazalnika povežemo, lahko sklepamo, da podjetja z relativno višjo vrednostjo stalnih sredstev v celotnih sredstvih redneje poravnajo svoje obveznosti, ker so zaradi višjega deleža stalnih sredstev, ki lahko služi kot jamstvo ali garancija, manj tvegana. Izsiljujejo namreč boljše pogoje plačila pri dobaviteljih in bankah (daljše odloge plačila, hitrejše odobravanje posojil, itd.).

Kazalniki denarnega toka: Boljši plačniki imajo višjo vrednost neto obratnega kapitala v kratkoročnih poslovnih in finančnih obveznostih, v prihodkih iz poslovanja in celotnih sredstvih (*NWCCL*, *NWCSales*, *NWCTA*). To ni posledica slabega upravljanja s terjatvami ali zalogami, ampak rednejšega odplačevanja obveznosti do dobaviteljev. Slabši plačniki gibljiva sredstva financirajo predvsem s kasnejšim odplačevanjem obveznosti do dobaviteljev. Boljši plačniki ustvarjajo tudi višji denarni tok na dana sredstva in kratkoročne finančne ter poslovne obveznosti (*CF1*, *CFO*).

Kazalniki dobičkonosnosti: Podjetja, ki redneje plačujejo obveznosti, so bolj donosna, saj z danim obsegom sredstev in iz ustvarjenih celotnih prihodkov ter prihodkov iz poslovanja iztržijo višji čisti dobiček (*NITA*, *NITR*, *NIExTA* in *NISales*). Čeprav je dobičkonosnost prihodkov iz poslovanja, merjena s čistim dobičkom obračunskega obdobja, pri boljših plačnikih višja (*NISales*), je ista dobičkonosnost, merjena z dobičkom iz poslovanja, v povprečju pri najslabših plačnikih višja kot pri najboljših (*EBITSale*). To potrjuje tudi razmerje med čistim dobičkom in dobičkom iz poslovanja (*FLE*). Vrednost tega kazalnika je pri podjetjih, ki so slabši plačniki, v povprečju nižja, kar pomeni, da imajo le-ta, gledano relativno, nižji čisti dobiček. Predpostavljamo, da je vzrok večje financiranje pri bankah, saj obveznosti iz naslova obresti znižujejo čisti dobiček, ne vplivajo pa na dobiček iz poslovanja. Odplačevanje glavnice in obresti ima večinoma prednost pred plačilom obveznosti do dobaviteljev, zato so podjetja, ki so bolj zadolžena pri bankah in drugih posojilnih institucijah, slabši plačniki.

Presenetljive vrednosti izkazuje kazalnik notranje stroškovne učinkovitosti (*K1*), saj so v povprečju najbolj učinkovita podjetja, katerih transakcije so razvrščene v četrti bonitetni razred. Kljub temu Valentinčič (1999a, str. 49) ugotavlja, da lahko pride pri izkazovanju vrednosti kazalnika *K1* do motenj.

Vrednosti kazalnika popravljene čiste dobičkonosnosti prodaje (*K3*) kažejo, da imajo podjetja, ki redneje plačujejo svoje obveznosti, višjo donosnost rednega in normalnega poslovanja. Zanimivo je, da so podjetja, ki najslabše plačujejo svoje obveznosti (upoštevajoč kazalnik *K3*), bolj donosna kot tista, katerih transakcije so razvrščene v tretji in četrti bonitetni razred.

Boljši plačniki imajo višji delež zadržanih dobičkov v sredstvih (*RETA*). Obratno velja za podjetja, ki so slabši plačniki. Pričakovati je tudi, da bodo ta podjetja imela negativno vrednost kapitala.

Kvalitativni kazalniki: Iz povprečnih vrednosti razmerja zadržanih dobičkov v knjigovodski vrednosti kapitala (*Age*) ni mogoče sklepati, da je med bolj rednimi in manj rednimi plačniki starostna razlika (test enakosti več aritmetičnih sredin sicer kaže značilno razliko, ki pa je lahko pristranska zaradi velikega števila enot v vzorcu).

Povprečne vrednosti kazalnika, ki meri delež prihodkov iz izvoza v prihodkih iz poslovanja (*EXS*), kažejo, da imajo rednejši plačniki večji delež prihodkov iz izvoza. Kljub temu je zanimivo, da je delež izvoza podjetij, katerih transakcije so v petem bonitetnem razredu, v povprečju višji kot delež prihodkov iz izvoza podjetij s transakcijami v tretjem in četrtem bonitetnem razredu. Predpostavljam, da imajo izrazito izvozno naravnana podjetja v povprečju več sredstev vezanih v terjatvah (slabša plačilna disciplina na tujih trgih, višja pogajalska moč tujih kupcev, ki izsiljujejo daljše odloge plačila). Ta podjetja gibljiva sredstva financirajo pretežno z zamujanjem pri plačevanju obveznosti do dobaviteljev na domačem trgu in tako ohranjajo podjetje likvidno.

Davčna obremenitev iz naslova davka od dobička pravnih oseb je višja pri rednejših plačnikih (*TXTR*). Boljši plačniki imajo v povprečju višje stroške dela na zaposlenega (*WageEmp*, *WageGr2*), nižjo rast plač v primerjavi s prihodki iz poslovanja (*WageGrow*), višjo stopnjo rasti izrednih odhodkov (*EET*) in nižjo stopnjo rasti izrednih prihodkov (*EII*).

Kazalniki likvidnosti: Rednejši plačniki imajo daljšo dobo vezave denarja (*CCC*) predvsem zaradi krajše dobe vezave obveznosti do dobaviteljev (*PDP*), kajti v povprečju imajo nižjo dobo vezave terjatev (*DSO*) in nižjo dobo obračanja zalog (*ICP*). To pomeni, da nižji delež svojih gibljivih sredstev financirajo z obveznostmi do dobaviteljev.

Boljši plačniki imajo v povprečju višji delež dobroimetja pri bankah, čekov in gotovine v sredstvih (*CashTA*), višjo vrednost kratkoročnega in hitrega koeficienta ter deleža dobroimetja pri bankah, čekov in gotovine v kratkoročnih obveznostih (*Current*, *QR*, *QQR*), višji delež izredno likvidnih sredstev (gibljiva sredstva brez zalog) v kratkoročnih poslovnih in finančnih obveznostih ter prihodkih iz poslovanja (*QACL*, *QASales*).

Kazalniki pokritosti: Podjetja, ki so boljši plačniki, lahko lažje servisirajo svoj dolg iz naslova dolžniškega financiranja, saj imajo višjo pokritost odhodkov za obresti (*EBITDACo*, *TIE*)

Kazalniki produktivnosti: Boljši plačniki imajo v povprečju višjo produktivnost dela (*EBITEmp*, *NIEmp*), ustvarijo višji dobiček iz poslovanja na enoto stroškov dela (*EBITWage*), imajo višjo dodano vrednost na zaposlenega (*VAEmp*) ter višje stroške dela na enoto dobička iz poslovanja (*MatEBIT*). Zanimivo je, da imajo nižjo bruto maržo na zaposlenega (*GPEmp*).

Kazalniki rasti: Rednejši plačniki dosegajo v povprečju višjo stopnjo rasti dobička iz poslovanja (*GrowthOP*) in prihodkov iz poslovanja (*GrowthSA*), vendar imajo obenem nižjo stopnjo rasti sredstev (*GrowthTA*). Zanimivo je, da imajo podjetja, katerih transakcije so razvrščene v peti bonitetni razred, višjo rast sredstev in rast prihodkov iz poslovanja kot podjetja v prvem bonitetnem razredu.

Kazalniki zadolženosti in solventnosti: V povprečju imajo slabši plačniki višji delež obveznosti do dobaviteljev v sredstvih (*ApTA*), višji delež obveznosti do dobaviteljev v

sredstvih, zmanjšanih za neopredmetena dolgoročna sredstva (*ApTATan*), višji delež finančnih in poslovnih obveznosti v sredstvih (*DebtTA*), višji delež finančnih in poslovnih obveznosti v sredstvih (*LiaTA*) in višji delež dolgoročnih finančnih in poslovnih obveznosti v opredmetenih osnovnih sredstvih (*LiaTanA*). Kljub temu pa imajo rednejši plačniki višjo vrednost gibljivih sredstev v finančnih in poslovnih obveznostih (*TCR*), kar ni posledica slabšega upravljanja s terjatvami in zalogami, ampak rednejšega odplačevanja obveznosti. Boljši plačniki imajo višjo pokritost sredstev s kapitalom (*EqTA*).

Manj redni plačniki imajo višjo vrednost kratkoročnih finančnih in poslovnih obveznosti na enoto prihodka iz poslovanja (*CLSales*) ter višjo vrednost finančnih in poslovnih obveznosti na enoto prihodka iz poslovanja (*LiaSales*).

Kljub manjši relativni zadolženosti boljših plačnikov sta stopnji rasti obveznosti do dobaviteljev v sredstvih (*LevCh2*) ter dolgoročnih finančnih in poslovnih obveznosti v sredstvih (*LevChang*) teh podjetij višji.

Dodatni kazalniki, ki ne izhajajo iz finančnih izkazov podjetij (velikost podjetja in število lastnikov): V tabeli 4 so zbrane vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov med spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije in spremenljivkama velikost podjetja ter število lastnikov. Najvišjo vrednost bivariatnega koeficienta korelacije izkazuje spremenljivka velikost podjetja, medtem ko je vrednost bivariatnega koeficienta korelacije s spremenljivkama število pravnih oseb lastnikov in število fizičnih oseb lastnikov manjša.

Tabela 4: Bivariatni korelacijski koeficienti med spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije in spremenljivkami velikost podjetja, število pravnih oseb lastnikov in število fizičnih oseb lastnikov.

Spremenljivka	Vrednosti bivariatnega koeficienta korelacije
Velikost podjetja	-0,115
Število pravnih oseb lastnikov	-0,074
Število fizičnih oseb lastnikov	0,041

Opomba: Vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov so med vsemi spremenljivkami statistično značilno različne pri stopnji značilnosti $\alpha=0,01$ (dvostranski test).

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003, podatki o številu lastnikov (fizičnih in pravnih oseb) v letu 2003 in podatki o velikosti podjetij v letu 2003.

Iz tabele 4 je razvidno, da se z rastjo podjetja in povečevanjem števila pravnih oseb lastnikov povečuje plačilna disciplina podjetja. Če se poveča število fizičnih oseb lastnikov, se, obratno, plačilna disciplina podjetja poslabša. Predznak bivariatnega korelacijskega koeficienta med spremenljivkama število dni zamude pri plačilu transakcije in število lastnikov fizičnih oseb ni pričakovan. Predpostavljam namreč, da se z večanjem števila lastnikov, ki so fizične osebe, povečuje verjetnost, da podjetje vodi profesionalno poslovodstvo. Le-to je sposobno bolje upravljati podjetje in zagotavljati plačilno disciplino.

Tabela 5 prikazuje porazdelitev transakcij po bonitetnih razredih in velikostih podjetja. Iz tabele je razvidno, da največja podjetja svoje obveznosti v povprečju najbolj redno plačujejo, saj imajo največji delež transakcij v prvem bonitetnem razredu. Primerjava velikostnega razreda 1 in 2 pa kaže, da so srednje velika podjetja (velikostni razred 2) slabši plačniki kot podjetja v velikostnem razredu 1, saj imajo večji delež transakcij v tretjem, četrtem in petem bonitetnem razredu.

Tabela 5: Porazdelitev transakcij po velikosti podjetja in bonitetnem razredu (v %).

Velikost podjetja	Bonitetni razred					Skupaj v velikostnem razredu
	1	2	3	4	5	
1	58,54%	11,13%	7,83%	6,17%	16,32%	100,00%
2	53,46%	11,15%	8,72%	6,64%	20,03%	100,00%
3	73,21%	9,28%	5,08%	3,47%	8,95%	100,00%

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003 in podatki o velikosti podjetij v letu 2003.

Slabšo plačilno disciplino srednje velikih podjetij lahko utemeljimo s problemi financiranja le-teh. Srednja velikost podjetja je namreč specifična stopnja pri rasti podjetja iz majhnega v veliko podjetje. Srednja podjetja svoje rasti niso sposobna financirati samo iz notranje generiranih virov kot majhna podjetja, ampak potrebujejo zunanje financiranje. Ker jim dolgoročno financiranje v obliki zadolževanja ni dostopno, svojo rast pogosto financirajo s kratkoročnim zadolževanjem, pri katerem prednjačita zadolževanje pri dobaviteljih in kratkoročno bančno financiranje³¹.

Tabela 6 prikazuje povprečno število lastnikov (pravnih ali fizičnih oseb) po bonitetnih razredih. Rezultati tabele potrjujejo smer bivariatnih korelacijskih koeficientov iz tabele 4. Razvidno je, da se s povečevanjem števila lastnikov, ki so pravne osebe, plačilna disciplina izboljšuje. Razmerje med številom lastnikov, ki so fizične osebe, in plačilno disciplino je ravno nasprotno.

Tabela 6: Povprečno število lastnikov pravnih in fizičnih oseb v podjetjih v posameznem bonitetnem razredu v letu 2003.

Bonitetni razred	Povprečno število lastnikov pravnih oseb	Povprečno število lastnikov fizičnih oseb
1	1,59	4,07
2	1,24	5,55
3	1,12	6,03
4	1,06	6,59
5	1,06	6,69

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003, podatki o številu lastnikov (fizičnih in pravnih oseb) v letu 2003.

³¹ Več o financiranju in drugih vidikih poslovanja srednjih podjetij glej Prašnikar (2004).

Vrednosti opisnih statistik finančnih in drugih kazalnikov v povprečju potrjujejo teoretična razmerja le-teh s plačilno sposobnostjo podjetja. Do razhajanj pa pogosto prihaja pri teoretičnih razmerjih med povprečnimi vrednostmi finančnih kazalnikov in plačilno disciplino v petem bonitetnem razredu.

4.2.3. Izbor finančnih kazalnikov

V tabeli 3 so navedeni finančni kazalniki in družine, ki jim finančni kazalniki pripadajo. Pred statističnim modeliranjem je potrebno izbrati finančne kazalnike, ki bodo vključeni v bonitetni model. Z vsebinskega vidika je vključevanje velikega števila finančnih kazalnikov v bonitetni model, ki temelji na vzorcu, dobro, saj povečuje pojasnjevalno moč modela. Kljub temu, da se bonitetni modeli statistično razvijajo na vzorcih, se v praksi uporabljajo na podatkih, ki v vzorcih niso vključeni. Dodajanje kazalnikov s ciljem povečevati pojasnjevalno moč modela je zato lahko slabo, saj bonitetni model, ki ima visoko pojasnjevalno moč v vzorcu, pri napovedovanju plačilne discipline izven vzorca modeliranja ni nujno učinkovit. Pri modeliranju se zato postavlja dilema med povečevanjem pojasnjevalne moči modela v vzorcu in povečevanjem zunanje veljavnosti modela. Pojasnjevalna moč modela je opredeljena kot natančnost, s katero bonitetni model razvršča transakcije v bonitetne razrede v vzorcu. Zunanja veljavnost modela je sposobnost modela, da daje rezultate, ki so enaki pričakovanim vrednostim v populaciji. Zunanja veljavnost modela je mera za kakovost modela (Falkenstein, Boral, Carty, 2000, str. 42).

Vsebinsko je vključevanje velikega števila finančnih kazalnikov v model problematično z vidika zunanje veljavnosti bonitetnega modela. Vključevanje velikega števila finančnih kazalnikov v model pa je sporno tudi z statističnega vidika. Najpogostejša vzroka pristranskosti sta problem multikolinearnosti in problem »napačnega predznaka«.

Multikolinearnost je pojav, ki je posledica visoke stopnje korelacije med pojasnjevalnimi spremenljivkami. V postopku izbora finančnih kazalnikov bi lahko ugotovili, da sta dva finančna kazalnika izredno učinkovita pri diskriminaciji med problematičnimi in neproblematičnimi podjetji, vendar nobeden od njiju ni primeren za vključitev v bonitetni model, ker je stopnja korelacije med njima izredno visoka. Na ta način bi v modelu neupravičeno podvajali pojasnjevalno moč določenega dejavnika plačilne nediscipline (Kheneman, Tversky, 1982, str. 65).

Drugi problem dodajanja visoko koreliranih pojasnjevalnih spremenljivk, ki je povezan z multikolinearnostjo, je problem »napačnega predznaka«. Če imata dve pojasnjevalni spremenljivki na univariatni ravni pozitivno korelacijsko razmerje z odvisno spremenljivko, ima lahko na multivariatni ravni ena spremenljivka negativno korelacijsko razmerje z odvisno spremenljivko, kar je vsebinsko neprimerno. Večinoma se problem napačnega predznaka pojavi pri pojasnjevalni spremenljivki, ki je na univariatni ravni šibkejši pojasnjevalec gibanja

odvisne spremenljivke³². Vključevanje visoko koreliranih spremenljivk v bonitetni model, ki povzročajo problem napačnega predznaka, lahko povzroča tudi probleme zunanje veljavnosti modela, saj morajo pojasnjevalne spremenljivke izven vzorca ohraniti enake smeri korelacije kot v vzorcu modeliranja (Zavgren, 1983).

Statistični in vsebinski argumenti narekujejo, da je pri določanju števila finančnih kazalnikov za vključevanje v bonitetni model potrebno tehtati med kriterijem pojasnjevalne moči in kriterijem varčnosti, ki povečuje zunanjo veljavnost bonitetnega modela. Zato bo potrebno izbrati določeno omejeno število finančnih kazalnikov, ki bodo vključeni v finančno analizo. V finančni literaturi ni algoritma, ki bi opredeljeval natančno število finančnih kazalnikov, ki jih je potrebno vključiti v bonitetni model. Le-to je večinoma odvisno od vrste študije, panoge, velikosti vzorca, razpoložljivosti podatkov, itd. Večinoma se v študijah napovedovanja likvidnosti in solventnosti uporablja en finančni kazalnik za vsako posamezno družino finančnih kazalnikov, ki naj bi predpostavljala en vidik poslovanja podjetja.

Predpostavljajoč, da družine finančnih kazalnikov opredeljene v razdelku 4.2.1. dejansko predstavljajo dejavnike poslovanja podjetja, ki vplivajo na plačilno disciplino, je iz vsake družine finančnih kazalnikov izbran predstavnik, ki je vključen v bonitetni model. Enak pristop so v svoji študiji ubrali tudi Falkenstein, Boral in Carty (2000, str. 29).

Finančni kazalniki so v posamezni družini izbrani z uporabo grafične metode kumulativnih učinkovitostnih profilov (v nadaljevanju CAP), ki je uporabljena tudi v drugih študijah (Hayden, 2001; Falkenstein, Boral, Carthy, 2001; Measuring the Discriminative Power of Rating Systems, 2003). Pogosto se finančne kazalnike izbira tudi na osnovi vrednosti bivariatnega korelacijskega koeficienta med pojasnjevalno spremenljivko in odvisno spremenljivko (Valentinčič, 1999a). V magistrski nalogi je uporabljena metoda kumulativnih učinkovitostnih profilov, kljub temu pa so za primerjavo priložene tudi vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov.

Metoda CAP se v strokovni literaturi ne uporablja prvenstveno za izbor kazalnikov, temveč za ocenjevanje pojasnjevalne moči bonitetnih modelov (Engelmann, Hayden, Tasche, 2003, str. 1). Kljub temu se lahko uporablja tudi za izbor finančnih kazalnikov za analizo (Measuring the Discriminative Power of Rating Systems, 2003, str. 14).

Na sliki 3 je predstavljena uporaba metode CAP. Za izdelavo CAP grafikona je potrebno transakcije v vzorcu urediti od najmanjše do največje vrednosti finančnega kazalnika. Abscisa (x) os predstavlja kumulativno porazdelitev vseh transakcij v vzorcu, medtem ko

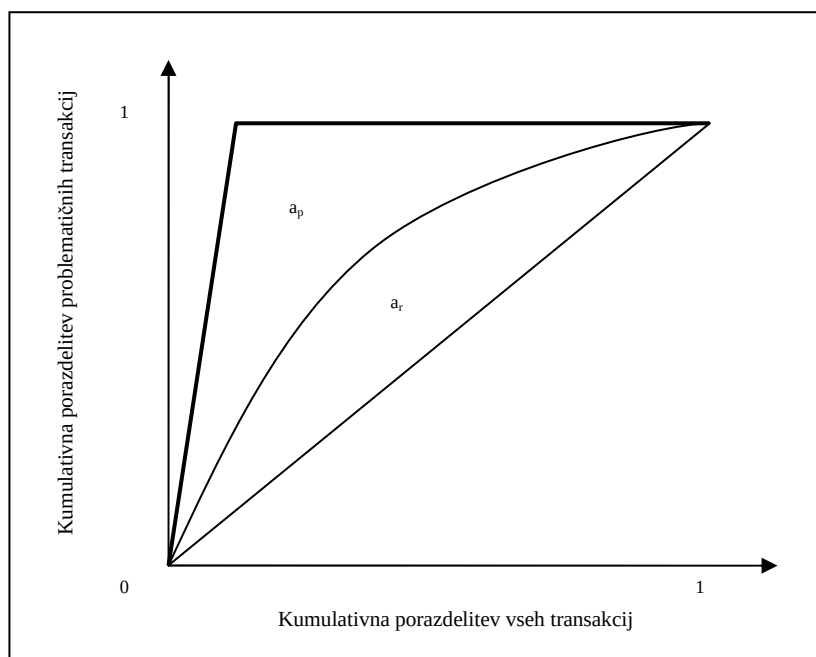
³² Za model $y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2$, kjer velja

$$\beta_1 = \frac{\rho_{1,y} - \rho_{1,2}\rho_{2,y}}{1 - \rho_{2,y}^2} \quad (1)$$

Koeficient je lahko negativen samo, če je korelacija med pojasnjevalnima spremenljivkama večja kot korelacija med vsako posamezno pojasnjevalno spremenljivko in odvisno spremenljivko $\rho_{1,2} > \rho_{1,y} / \rho_{2,y}$. Več o tem glej Ryan (1996, str. 132).

ordinatna (y) os predstavlja kumulativno porazdelitev problematičnih transakcij (je podmnožica vzorca vseh transakcij)³³. Abscisna os se imenuje os »izločitve«, saj prikazuje transakcije, ki so iz populacije izločene, ko preidejo vrednost, ki je določena na ordinatni osi (Sobehart, Keenan, Stein, 2000).

Slika 3: Kumulativni učinkovitostni profil.



Opomba: Slika prikazuje CAP grafikon ob predpostavki negativne korelacije med finančnim kazalnikom in odvisno spremenljivko.

Vir: Stein, 2002, str. 24.

Finančni kazalnik, ki je sposoben popolnoma diskriminirati med problematičnimi in neproblematičnimi transakcijami, problematične transakcije gruči na spodnji skrajni vrednosti finančnega kazalnika (v zgornjem levem kotu CAP grafikona). CAP grafikon takšnega finančnega kazalnika, ki je poimenovan popolni kazalnik, je ponazorjen z odebeljeno polno črto v sliki 3 (predpostavljajmo, da je korelacija med finančnim kazalnikom in odvisno spremenljivko negativna)³⁴. CAP grafikon finančnega kazalnika, ki nima diskriminacijske moči, je ponazorjen z ravno polno črto. Tak finančni kazalnik je imenovan slučajni kazalnik (sposobnost diskriminacije takega finančnega kazalnika je enaka sposobnosti diskriminacije slučajne pojasnjevalne spremenljivke – metanje kovanca). V realnosti se CAP grafikon finančnih kazalnikov uvrščajo med grafikonom popolnega kazalnika in grafikonom slučajnega kazalnika (ukrivljena polna črta).

³³ Skladno z bonitetno lestvico so problematične tiste transakcije, pri katerih je bilo plačilo izvedeno z več kot 10-dnevno zamudo.

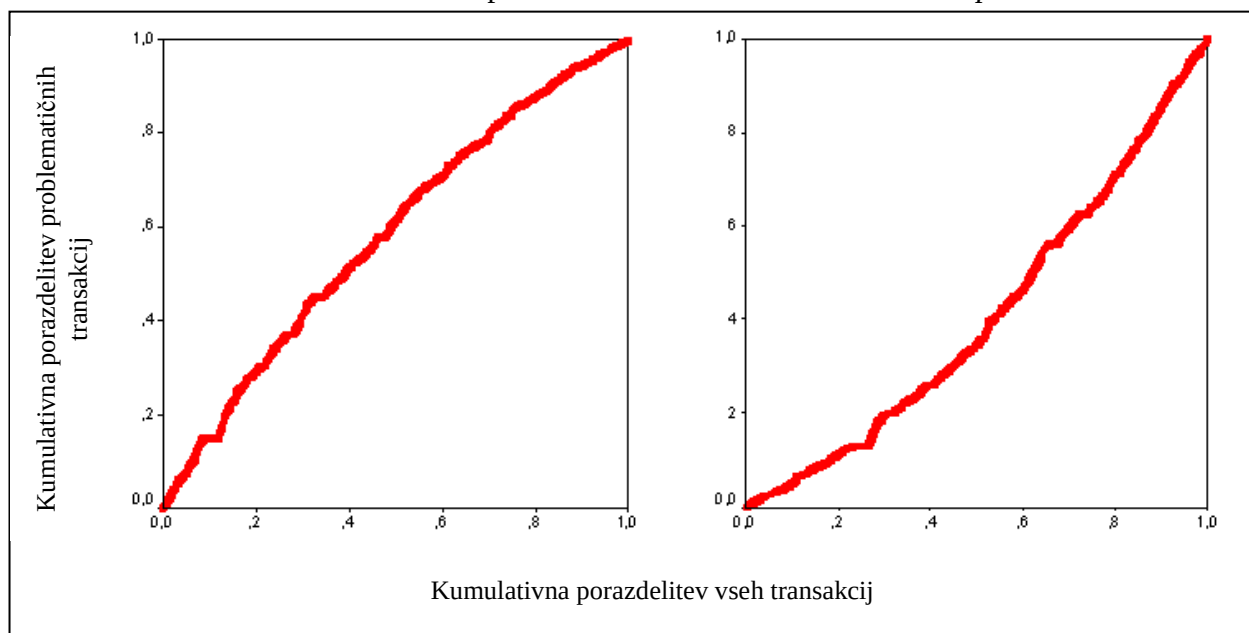
³⁴ V analizi sem predpostavljal, da je učinkovit finančni kazalnik tisti, ki diskriminira med neproblematičnimi in problematičnimi transakcijami. Z vidika razvrščanja transakcij v n -razredno bonitetno lestvico bi bilo najbolj pravilno, da bi CAP metodo priredili tako, da bi ugotavljala diskriminacijsko moč finančnih kazalnikov med transakcijami iz posameznih razredov n -razredne bonitetne lestvice.

Izbor finančnih kazalnikov na podlagi grafične metode je zapleten, zato ima CAP metoda tudi sumarno statistiko, imenovano kazalec učinkovitosti (v nadaljevanju tudi AR). Kazalec učinkovitosti meri diskriminacijsko moč finančnega kazalnika (Falkenstein, Boral, Carty, 2001, str. 31). Kazalec učinkovitosti je grafično opredeljen kot razmerje med površino popolnega kazalnika v CAP grafikonu a_P in površino obravnavanega finančnega kazalnika a_R v CAP grafikonu (glej sliko 4)³⁵:

$$AR = \frac{a_R}{a_P} \quad (40)$$

Absolutna vrednost kazalnika učinkovitosti za finančni kazalnik, ki popolno diskriminira med problematičnimi in neproblematičnimi transakcijami, konvergira proti 1. Absolutna vrednost kazalnika učinkovitosti za finančni kazalnik, ki nima diskriminacijske moči, se bo približevala 0³⁶.

Slika 4: Kumulativna učinkovitostna profila finančnih kazalnikov *Reta* in *ApSales*.



Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003 in statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996-2002.

Na sliki 4 sta prikazana CAP grafikona za finančna kazalnika, ki merita delež zadržanih dobičkov v knjigovodski vrednosti kapitala (*Reta*) in delež obveznosti do dobaviteljev v prihodkih iz poslovanja (*ApSales*). Vrednost kazalnika učinkovitosti za finančni kazalnik *Reta* je 16,30%, medtem ko je vrednost kazalnika učinkovitosti finančnega kazalnika *ApSales* enaka 18,28%. CAP grafikona finančnih kazalnikov sta različna, saj finančni kazalnik *Reta*

³⁵ Površina a_P je enaka razliki med površino grafa popolnega kazalnika in površino grafa slučajnega kazalnika, medtem ko je površina a_R enaka razliki med površino grafa obravnavanega finančnega kazalnika in površino grafa slučajnega kazalnika.

³⁶ Vrednosti kazalnika učinkovitosti so prikazane v odstotkih.

izkazuje negativno korelacijo s spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije, medtem ko je korelacija spremenljivke *ApSales* pozitivna³⁷.

Na osnovi vrednosti kazalnika učinkovitosti je izbranih osem finančnih kazalnikov, ki dosegajo najvišje vrednosti v svoji družini³⁸. Poleg kriterija vrednosti kazalnika učinkovitosti je za izbor finančnih kazalnikov odločujoča tudi vrednost bivariatnih koeficientov korelacije med izbranimi finančnimi kazalniki. Ob predpostavki približno enake vrednosti kazalnika učinkovitosti imajo v posamezni družini prednost finančni kazalniki, ki imajo nižje vrednosti bivariatnih koeficientov korelacije z izbranimi finančnimi kazalniki iz drugih družin. Izбира finančnih kazalnikov, ki imajo nizke vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov in visoke vrednosti kazalnika učinkovitosti, omogoča vključitev vpliva večjega števila dejavnikov poslovanja podjetja na plačilno disciplino podjetja³⁹.

Izbrani finančni kazalniki so⁴⁰:

- obveznosti do dobaviteljev/prihodki iz poslovanja (*ApSales*),
- dobiček iz poslovanja po davkih+amortizacija/kratkoročne finančne in poslovne obveznosti (*Cfo*),
- čisti dobiček/dobiček iz poslovanja (*Fle*),
- zadržani dobiček/sredstva (*Reta*),
- prihodki od izvoza/prihodki iz poslovanja (*Exs*),
- obveznosti do dobaviteljev/stroški blaga, materiala in storitev/360 (*PDP*),
- bruto marža/število zaposlenih (*GpEmp*) ter
- finančne in poslovne obveznosti/sredstva (*DebtTA*).

V tabeli 7 so prikazani izbrani finančni kazalniki, vrednost kazalnika učinkovitosti za finančni kazalnik ter bivariatni koeficient korelacije z ostalimi pojasnjevalnimi spremenljivkami in spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije.

³⁷ To potrjujeta tudi vrednosti bivariatnih koeficientov korelacije, katerih vrednosti sta enaki $-0,2020$ za spremenljivko *Reta* in $0,2104$ za spremenljivko *ApSales*.

³⁸ Vrednosti kazalnika učinkovitosti so za vse finančne kazalnike podane v prilogi 4.

³⁹ Vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov med finančnimi kazalniki v družinah finančnih kazalnikov so podane v prilogi 3.

⁴⁰ V prilogi 5 so podrobneje prikazane vrednosti osnovnih opisnih statistik (povprečna vrednost, standardni odklon, koeficient variacije, najvišja in najnižja vrednost) izbranih finančnih kazalnikov po bonitetnih razredih. Poleg opisnih statistik so prikazani rezultati preizkušanja domneve o razliki med aritmetičnimi sredinami vrednosti finančnih kazalnikov po bonitetnih razredih s statističnim testom ANOVA (*analysis of variance*).

Tabela 7: Izbrani finančni kazalniki s pripadajočimi vrednostmi kazalca učinkovitosti, vrednostni bivariatnih korelacijskih koeficientov med izbranimi pojasnjevalnimi spremenljivkami in spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije.

			Vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov								
Kazalnik	Družina finančnega kazalnika	Vrednost kazalnika učinkovitosti (v %)	ApSales	Cfo	Fle	Reta	Exs	PDP	GpEmp	DebtTa	Število dni zamude pri plačilu transakcije
ApSales	Aktivnost	18,290	1,00	-0,39	-0,07	-0,39	-0,14	0,87	0,23	0,52	0,21
Cfo	Denarni tok	11,644	-	1,00	-0,02	0,62	0,34	-0,17	0,03	-0,58	-0,13
Fle	Dobičkonosnost	16,303	-	-	1,00	0,13	0,12	-0,04	-0,10	-0,12	-0,06
Reta	Dobičkonosnost	9,282	-	-	-	1,00	0,27	-0,19	-0,10	-0,79	-0,20
Exs	Kvalitativni	7,197	-	-	-	-	1,00	0,00	-0,19	-0,25	-0,08
PDP	Likvidnost	15,368	-	-	-	-	-	1,00	0,21	0,28	0,18
GpEmp	Produktivnost	15,124	-	-	-	-	-	-	1,00	0,22	0,09
DebtTa	Zadolženost in solventnost	15,895	-	-	-	-	-	-	-	1,00	0,20

Opomba: Vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov so med vsemi spremenljivkami statistično značilno različne pri stopnji značilnosti $\alpha=0,01$ (dvostranski test).

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003 in statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJ PES, 1996-2002.

Neodvisno od zgornjih razlag so bili v bonitetni model s kazalniki vključeni še trije kazalniki, ki ne izvirajo iz računovodskih izkazov, kljub temu pa pojasnjujejo velikost in lastniško strukturo podjetja. Velikost podjetja je bila s finančnimi kazalniki iz analize izključena, zato v analizo vključujemo sintetični kazalec velikosti podjetja, ki je oblikovan na podlagi kriterijev, določenih v 51. členu Zakona o gospodarskih družbah (Ur.l. 30/1993 s popravki in dopolnitvami)⁴¹. Poleg kazalnika velikosti podjetja sta vključena tudi kazalnik število lastnikov, ki so pravne osebe, in kazalnik število lastnikov, ki so fizične osebe.

4.2.4. Analitični zapis modela s finančnimi kazalniki

Bonitetni model s finančnimi kazalniki vključuje vseh osem izbranih pojasnjevalnih spremenljivk in tri dodatne spremenljivke (število lastnikov, ki so pravne osebe – *St_pravn*, število lastnikov, ki so fizične osebe – *St_fiz_o* ter velikost podjetja - *Velikost 1* in *Velikost 2*)⁴². Iz statistične obdelave niso bile izpuščene spremenljivke, saj vse spremenljivke statistično značilno vplivajo na odvisno spremenljivko, zato so v vseh končnih štirih logističnih enačbah vključene vse zgoraj omenjene spremenljivke. Če so logistične enačbe izražene z logaritmi indeksa verjetnosti, je njihov zapis naslednji:⁴³

⁴¹ Sestava kazalnika *Velikost* je podana v prilogi 1.

⁴² Spremenljivka velikost podjetja je nepravna spremenljivka, ki lahko doseže vrednosti 1, 2 ali 3. Za statistično obdelavo nepravih spremenljivk je potrebno le-te razdeliti v dve spremenljivki. Izbrana referenčna vrednost spremenljivke velikost podjetja je 1. Pri spremenljivki *Velikost 1* primerjamo podjetja velikosti 2 z referenčno vrednostjo 1, pri spremenljivki *Velikost 2* pa podjetja velikosti 3 z referenčno vrednostjo 1.

⁴³ Izpis rezultatov ordinalne logistične regresije iz statističnega paketa za model s finančnimi kazalniki je podan v prilogi 9.

$$\left. \begin{aligned} \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) &= -0,075 \\ \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) &= 0,443 \\ \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) &= 0,863 \\ \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) &= 1,256 \end{aligned} \right\} \begin{aligned} &- 1,783 \cdot ApSales - 0,043 \cdot DebtTA + 0,002 \cdot PDP + 1,157 \cdot GpEmp - \\ &0,104 \cdot Fle - 0,739 \cdot ReTa + 0,269 \cdot Exs - 1,693 \cdot Cfo - 0,056 \cdot St_pravn - \\ &0,005 \cdot St_fiz_o + 0,550 \cdot Velikost1 - 0,142 \cdot Velikost2 \end{aligned} \quad (33)$$

če so izražene z indeksom verjetnosti, pa naslednji:

$$\left. \begin{aligned} \left(\frac{p}{1-p}\right) &= e^{-0,075} \\ \left(\frac{p}{1-p}\right) &= e^{0,443} \\ \left(\frac{p}{1-p}\right) &= e^{0,863} \\ \left(\frac{p}{1-p}\right) &= e^{1,256} \end{aligned} \right\} \begin{aligned} &\cdot e^{- 1,783 \cdot ApSales - 0,043 \cdot DebtTA + 0,002 \cdot PDP + 1,157 \cdot GpEmp - 0,104 \cdot Fle} \\ &- 0,739 \cdot ReTa + 0,269 \cdot Exs - 1,693 \cdot Cfo - 0,056 \cdot St_pravn - 0,005 \cdot St_fiz_o + \\ &0,550 \cdot Velikost1 - 0,142 \cdot Velikost2 \end{aligned} \quad (34)$$

Kljub temu, da je model kot celota statistično značilen, pa neodvisne spremenljivke pojasnjujejo zgolj 8,9% variabilnosti odvisne spremenljivke. Za oceno pojasnjevalne moči neodvisnih spremenljivk je bil uporabljen Nagelkerkov popravljeni determinacijski koeficient. Prodajalca, ki se odloča o odobritvi odloga plačila svojemu kupcu, prvenstveno ne zanimata statistična značilnost ali determinacijski koeficient bonitetnega modela, temveč vsebinski vpliv pojasnjevalnih spremenljivk na odvisno spremenljivko in uspešnost razvrščanja bonitetnega modela.

Vpliv pojasnjevalnih spremenljivk na variabilnost odvisne spremenljivke razložimo s spremembo verjetnosti, ki je izražena kot sprememba indeksa verjetnosti prehoda transakcije v slabši bonitetni razred v primerjavi z verjetnostjo prehoda transakcije v boljši bonitetni razred, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno enoto in ostane vrednost ostalih pojasnjevalnih spremenljivk nespremenjena. Kot ugotavlja Valentinčič (1999a, str. 63), je povečanje ali zmanjšanje pojasnjevalnih spremenljivk za eno enoto glede na opredelitev finančnih kazalnikov nesmiselna, saj so izraženi v deležih. Za lažjo ekonomsko razlago vpliva spremembe finančnih kazalnikov na spremembo odvisne spremenljivke je potrebno finančne kazalnike popraviti na naslednji način (Hosmer, Lemeshow, 1989, str. 56-57):

$$g(x_{ji} + c) - g(x_{ji}) = c \cdot \beta_j \quad (35)$$

$g(x_{ji})$... naravni logaritem indeksa verjetnosti pri konkretni vrednosti spremenljivke x_j
 c ...sprememba vrednosti spremenljivke x_j v ekonomsko smiselni enotah mere

Poenostavljeno, če želimo oceno regresijskih koeficientov razložiti z odstotnimi točkami namesto z deleži, je potrebno dobljene regresijske koeficiente pomnožiti s faktorjem $c = 0,01$.

Vpliv sprememb vrednosti finančnih kazalnikov na odvisno spremenljivko v modelu s finančnimi kazalniki je naslednji:

- *ApSales*: $e^{-0,01783} = 0,9823$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred se bo zmanjšala za 1,77%, če se spremenljivka *ApSales* poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih pojasnjevalnih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *ApSales* na odvisno spremenljivko ni v skladu s pričakovanji, saj večji delež obveznosti do dobaviteljev v prihodkih iz poslovanja upnika povečuje tveganje neplačila.
- *DebtTa*: $e^{-0,00043} = 1,00043$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred poveča za 0,043%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *DebtTa* je pričakovana, saj večji delež finančnih in poslovnih obveznosti v celotnih sredstvih povečuje tveganje neplačila in, posledično, verjetnost prehoda v slabši bonitetni razred.
- *PDP*: $e^{0,002} = 1,002$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred poveča za 0,2%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno enoto (v primeru spremenljivke *PDP* za en dan) in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *PDP* je pričakovana, saj večje število dni vezave obveznosti do dobaviteljev povečuje tveganje neplačila in, posledično, prehoda v slabši bonitetni razred.
- *GpEmp*: $e^{0,01157} = 1,0116$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred poveča za 1,16%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *GpEmp* ni pričakovana, saj večja bruto marža na število zaposlenih izkazuje višjo produktivnost podjetja, ki lahko z danimi človeškimi viri ustvari večji učinek.
- *Fle*: $e^{-0,00104} = 0,9989$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred zmanjša za 0,11%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *Fle* (čisti dobiček/dobiček iz poslovanja) je z vidika regresijskega koeficienta pričakovana. Z vsebinskega vidika (glej razdelek 4.2.2.) je mogoče smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *Fle* razložiti z zadolženostjo pri bankah. Podjetja, ki slabše plačujejo svoje obveznosti, so v povprečju bolj zadolžena. Predpostavljamo, da so relativno bolj

zadolžena tudi pri bankah. Vračanje obresti povzroči, da je čisti dobiček podjetij, ki so slabši plačniki, v primerjavi z dobičkom iz poslovanja relativno manjši.

- *ReTa*: $e^{-0,00739} = 0,9926$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred zmanjša za 0,74%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *ReTa* ni pričakovana, saj bi pričakovali, da podjetja z večjim deležem zadržanih dobičkov v celotnih sredstvih svoje obveznosti poravnajo bolj redno. Kazalnik *Reta* je posredno tudi kazalnik starosti podjetja, ki jo lahko merimo z deležem zadržanih dobičkov v celotnih sredstvih podjetja. Tudi z vidika starosti podjetja je smer vpliva spremenljivke nepričakovana, saj bi pričakovali, da podjetja, ki so starejša, svoje obveznosti plačujejo bolj redno. Parcialni korelacijski koeficient med spremenljivko *ReTa* in spremenljivko število dni zamude pri plačilu potrjuje smer vpliva ocene regresijskega koeficienta.
- *Exs*: $e^{0,00269} = 1,00263$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred poveča za 0,26%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *Exs* ni pričakovana, saj so po ugotovitvah Cirman et al. (1999) podjetja z večjim deležem prihodkov iz izvoza uspešnejša.
- *Cfo*: $e^{-0,01693} = 0,9832$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred zmanjša za 1,6%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *Cfo* je pričakovana, saj večji denarni tok podjetju omogoča redneje poravnati obveznosti iz poslovanja.
- *St_pravn*: $e^{-0,056} = 0,9455$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred zmanjša za 5,4%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča eno enoto (v primeru pojasnjevalne spremenljivke *St_pravn* za enega lastnika, ki je pravna oseba) in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *St_pravn* je v skladu s predznakom regresijskega koeficienta. Predznak regresijskega koeficienta potrjuje ugibanja, da je večje število lastnikov povezano z boljšo plačilno disciplino. Večje število lastnikov pravnih oseb, ki je značilno za večja podjetja, poveča učinkovitost vladanja podjetju, saj je interesna moč razdeljena med več lastnikov. Če ima podjetje več lastnikov, ki so pravne osebe, je večja verjetnost, da bodo lastniki zaposlili profesionalno poslovodstvo in podjetja ne bodo upravljali sami (kot v primeru manjših in srednjih podjetij).
- *St_fiz_o*: $e^{0,005} = 1,005$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred poveča za 0,5%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča eno enoto (v primeru pojasnjevalne spremenljivke *St_fiz_o* za eno fizično osebo) in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Podobno kot pri spremenljivki *St_pravn* je smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke

St_fiz_o v skladu z vrednostjo regresijskega koeficienta, katerega vrednost je izredno nizka. Podobno utemeljitev smeri vpliva kot pri pojasnjevalni spremenljivki St_pravn bi lahko podali pri spremenljivki St_fiz_o , vendar je smer vpliva obratna. Večje število lastnikov, ki so fizične osebe, skladno s predznakom regresijskega koeficienta povečuje verjetnost prehoda v slabši bonitetni razred. V povprečju imajo največje število lastnikov, ki so fizične osebe, podjetja, ki jih uvrščamo v velikostno skupino 2. Kot je razvidno iz opisnih statistik, so podjetja velikosti 2 najmanj disciplinirani plačniki.

- **Velikost1:** $e^{0,536} = 1,7091$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred poveča za 70,91%, če podjetje preide iz velikostnega razreda 1 v velikostni razred 2 in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke je pričakovana, saj tudi opisne statistike potrjujejo, da so podjetja iz velikostne skupine 2 najslabši plačniki.
- **Velikost 2:** $e^{-0,155} = 0,8564$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s prehodom v nižji bonitetni razred zmanjša za 14,36%, če podjetje preide iz velikostnega razreda 1 v velikostni razred 3 in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Rezultat in smer vpliva je pričakovana, saj opisne statistike potrjujejo, da so podjetja iz velikostnega razreda 3 boljši plačniki kot podjetja iz velikostnega razreda 2.

Pregled intervalov zaupanja ocen regresijskih koeficientov β_j kaže, da ne prihaja do neskladij pri vplivu pojasnjevalnih spremenljivk na odvisno spremenljivko. Intervali zaupanja ocen regresijskih koeficientov so takšni, da ne dopuščajo možnosti, da bi pojasnjevalna spremenljivka v okviru intervala zaupanja na odvisno spremenljivko lahko vplivala na obraten način.

4.3. Model s preteklimi zamudami

4.3.1. Pojasnjevalne spremenljivke modela s preteklimi zamudami

Model s preteklimi zamudami razvršča analizirano transakcijo v bonitetno lestvico na podlagi pojasnjevalnih spremenljivk, ki odražajo plačilno disciplino plačnika v obdobju pred odločitvijo prodajalca o prodaji z odlogom plačila (v razdelku 3.4. je opredeljena dolžina kritičnega časovnega razpona, in sicer 120 dni). Osnovna težnja pri oblikovanju pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami je izluščiti plačilno disciplino plačnika v preteklosti in na podlagi le-te napovedovati njegovo plačilno disciplino v prihodnosti. Pojasnjevalne spremenljivke modela s preteklimi zamudami so izvedene spremenljivke iz elementov tistih transakcij, ki so bile sklenjene v kritičnem časovnem razponu pred trenutkom, ko se prodajalec odloča o odlogu plačila pri analizirani transakciji oziroma pred trenutkom razvrščanja analizirane transakcije v bonitetno lestvico.

Na podlagi datumov nastanka transakcije, zapadlosti transakcije v plačilo in plačila transakcije je mogoče za vsak trenutek v času iz več transakcij oblikovati njihova različna stanja. Transakcije ločujemo v dve skupini, in sicer v odprte in zaprte transakcije. Odprte

transakcije so transakcije, ki še niso bile plačane, zaprte transakcije pa so transakcije, ki so v trenutku opazovanja že plačane.

Odrpte transakcije, ki jih lahko poimenujemo tudi terjatve, ločujemo v dve skupini v odvisnosti od datuma zapadlosti transakcije v plačilo (v literaturi in praksi se kot sopomenka izraza zapadlost uporablja tudi izraz dospelost). Zapadle transakcije so neplačane transakcije ali terjatve, katerih pogodbeni plačilni rok je že potekel. Nezapadle transakcije ali terjatve so tiste, katerih pogodbeni plačilni rok še ni potekel. Plačilo zapadlih transakcij je že zamujeno, plačilo nezapadlih transakcij pa je v trenutku opazovanja nezamujeno. Zapadle in nezapadle transakcije skupaj predstavljajo odrpte transakcije ali terjatve, ki jih kupec še ni poravnal. Druga skupina transakcij so zaprte transakcije, ki so v trenutku opazovanja že plačane. Zaprte transakcije so lahko bile pravočasno ali nepravočasno plačane.

Slika 5: Shematski prikaz stanj transakcij⁴⁴.

ZAPRTE TRANSAKCIJE	Pravočasno poravnane transakcije		Nezamujene transakcije	VSE SKLENJENE TRANSAKCIJE
	Nepravočasno poravnane transakcije		Zamujene transakcije	
ODPRTE TRANSAKCIJE ALI TERJATVE	Zapadle transakcije ali zapadle terjatve	Zastarane		
		Nezastarane		
	Nezapadle transakcije ali nezapadle terjatve		Nezamujene transakcije	

Vir: Lastno delo.

Stanja transakcij so osnova za oblikovanje izvedenih pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami. Izvedene pojasnjevalne spremenljivke modela s preteklimi zamudami so oblikovane na konceptu finančnega kazalnika, saj je iz vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk izločen vpliv velikosti podjetja (kupca). V tabeli 8, kjer so podane vse pojasnjevalne spremenljivke, so iz opisnih razlogov vključene tudi spremenljivke, ki niso osnovane na konceptu finančnega kazalnika.

Pri oblikovanju pojasnjevalnih spremenljivk sta poleg omejitve kritičnega časovnega razpona postavljeni še dve omejitvi.

Prvič, pri oblikovanju spremenljivk so izločene vse tiste spremenljivke, pri katerih obstaja verjetnost, da ima imenovalec pojasnjevalne spremenljivke vrednost enako nič, medtem ko

⁴⁴ Zastaralni rok terjatev opredeljujejo določbe 349. člena Obligacijskega zakonika (v nadaljevanju OZ, Ur.l. 83/2001 s popravki in dopolnitvami). Določbe 349. člena OZ določajo: (1) »Terjatve iz gospodarskih pogodb kot tudi terjatve za povrnitev izdatkov, nastalih v zvezi s temi pogodbami, zastarajo v treh letih« in (2) »Zastaranje teče posebej za vsako dobavo blaga, opravljeno delo ali storitev«.

ima števec vrednost, ki ni enaka nič. Števec in imenovalec pojasnjevalnih spremenljivk ne moreta imeti negativnega predznaka.

Drugič, pri oblikovanju pojasnjevalnih spremenljivk so izločene transakcije, ki so sklenjene na isti dan kot transakcija, ki je predmet razvrščanja v bonitetno lestvico. Posledično pojasnjevalne spremenljivke temeljijo na transakcijah, ki so bile sklenjene v kritičnem časovnem razponu pred dnem nastanka transakcije, ki jo razvrščamo v bonitetno lestvico. Iz vzorca, ki je osnova modeliranja, je namreč nemogoče natančno določiti vrstni red nastanka transakcij, ki so bile sklenjene na isti dan. Predpostavka je omejujoča, saj lahko značilnosti transakcij, ki so sklenjene na isti pred transakcijo, ki jo razvrščamo v bonitetno lestvico, odločilno vplivajo na sklenitev posla med kupcem in prodajalcem.

V tabeli 8 so navedene kratice in imena izvedenih pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami⁴⁵. Pojasnjevalne spremenljivke so zaradi preglednosti urejene v skupine, kjer je v števcu stanje zapadlih ali zamujenih transakcij. Spremenljivke, kjer je števec drugo stanje transakcij, so zbrane v ločeni skupini. Posebno skupino pa sestavljajo spremenljivke osnovane na elementih transakcije, ki je predmet analize.

Tabela 8: Pojasnjevalne spremenljivke modela s preteklimi zamudami.

Zap.št.	Kratika	Naziv pojasnjevalne spremenljivke
1	PZAPD*	Povprečni znesek zapadle transakcije
2	PDEB1*	Povprečni znesek transakcij zapadlih, do 10 dni
3	PDEB2*	Povprečni znesek od 10 do 20 dni zapadlih transakcij
4	PDEB3*	Povprečni znesek od 20 do 30 dni zapadlih transakcij
5	PDEB4*	Povprečni znesek od 30 do 40 dni zapadlih transakcij
6	PDEB5*	Povprečni znesek transakcij, zapadlih nad 40 dni
7	ZDODPD	Vsota zneskov zapadlih transakcij v vsoti zneskov sklenjenih transakcij
8	DIZDD1	Vsota zneskov do 10 dni zapadlih transakcij v vsoti zneskov vseh sklenjenih transakcij
9	DIZDD2	Vsota zneskov od 10 do 20 dni zapadlih transakcij v znesku vseh sklenjenih transakcij
10	DIZDD3	Vsota zneskov od 20 do 30 dni zapadlih transakcij v znesku vseh sklenjenih transakcij
11	DIZDD4	Vsota zneskov od 30 do 40 dni zapadlih transakcij v znesku vseh sklenjenih transakcij
12	DIZDD5	Vsota zneskov nad 40 dni zapadlih transakcij v znesku vseh sklenjenih transakcij
13	DODPD	Vsota zneskov zapadlih transakcij v vsoti zneskov odprtih transakcij
14	DODPD1	Vsota zneskov do 10 dni zapadlih transakcij v vsoti zneskov odprtih transakcij
15	DODPD2	Vsota zneskov od 10 do 20 dni zapadlih transakcij v vsoti zneskov odprtih transakcij
16	DODPD3	Vsota zneskov od 20 do 30 dni zapadlih transakcij v vsoti zneskov odprtih transakcij
17	DODPD4	Vsota zneskov od 30 do 40 dni zapadlih transakcij v vsoti zneskov odprtih transakcij
18	DODPD5	Vsota zneskov nad 40 dni zapadlih transakcij v vsoti zneskov odprtih transakcij
19	DZAPD1	Vsota zneskov do 10 dni zapadlih transakcij v vsoti zneskov vseh zapadlih transakcij
20	DZAPD2	Vsota zneskov od 10 do 20 dni zapadlih transakcij v znesku vseh zapadlih transakcij
21	DZAPD3	Vsota zneskov od 20 do 30 dni zapadlih transakcij v znesku vseh zapadlih transakcij
22	DZAPD4	Vsota zneskov od 30 do 40 dni zapadlih transakcij v znesku vseh zapadlih transakcij

⁴⁵ Oblikovati bi bilo mogoče tudi večje število pojasnjevalnih spremenljivk, predvsem spremenljivk rasti, ki bi bile oblikovane na osnovi izvedenih pojasnjevalnih spremenljivk.

Nadaljevanje tabele 8: Pojasnjevalne spremenljivke modela s preteklimi zamudami.

Zap.št.	Kratica	Naziv pojasnjevalne spremenljivke
23	DZAPD5	Vsota zneskov nad 40 dni zapadlih transakcij v znesku vseh zapadlih transakcij
24	ZSTIZST	Število zapadlih transakcij v številu vseh sklenjenih transakcij
25	ZSTODPST	Število zapadlih transakcij v številu odprtih transakcij
26	ST1ZST	Delež zapadlih transakcij do 10 dni v vseh zapadlih transakcijah
27	ST2ZST	Delež zapadlih transakcij od 10 do 20 dni v vseh zapadlih transakcijah
28	ST3ZST	Delež zapadlih transakcij od 20 do 30 dni v vseh zapadlih transakcijah
29	ST4ZST	Delež zapadlih transakcij od 30 do 40 dni v vseh zapadlih transakcijah
30	ST5ZST	Delež zapadlih transakcij nad 40 dni v vseh zapadlih transakcijah
31	ZPOIZDO	Vsota števila dni odloga plačila zapadlih transakcij v vsoti števila dni odloga plačila vseh sklenjenih transakcij
32	ZPOODO	Vsota števila dni odloga plačila zapadlih transakcij v vsoti števila dni odloga plačila odprtih transakcij
33	PZAMD*	Povprečni znesek zamujene transakcije
34	ZAMDIZDD	Vsota zneskov zamujenih transakcij v vsoti zneskov sklenjenih transakcij
35	ZMMZMST	Povprečno število dni zamude pri plačilu zamujenih transakcij
36	PTZAMD*	Povprečno tehtano število dni zamude plačila zamujenih transakcij
37	ZMMIZODL	Vsota števila dni zamude plačila zamujenih transakcij v vsoti števila dni odobrenega odloga plačila vseh sklenjenih transakcij
38	ZMMZMODL	Vsota števila dni zamude plačila zamujenih transakcij v vsoti števila dni odobrenega odloga plačila zamujenih transakcij
39	ZMSTIZST	Delež zamujenih transakcij v vseh sklenjenih transakcijah
40	ZMOIZDO	Vsota števila dni odobrenega odloga plačila zamujenih transakcij v vsoti števila dni odloga plačila vseh sklenjenih transakcij
41	NZOIZDO	Vsota števila dni odloga nezamujenih transakcij v vsoti števila dni odloga sklenjenih transakcij
42	NZPSIZST	Število nezapadlih transakcij v številu sklenjenih transakcij
43	NZSTIZST	Število nezamujenih transakcij v številu sklenjenih transakcij
44	PNZAPD*	Povprečni znesek nezapadle transakcije
45	PODPD*	Povprečni znesek odprtih transakcij
46	DPIZDD	Znesek analizirane transakcije v povprečnem znesku sklenjene transakcije
47	DPNZMD	Znesek analizirane transakcije v povprečnem znesku nezamujene transakcije
48	DPNZPD	Znesek analizirane transakcije v povprečnem znesku nezapadle transakcije
49	DPZMD	Znesek analizirane transakcije v povprečnem znesku zamujene transakcije
50	DPZPD	Znesek analizirane transakcije v povprečnem znesku zapadle transakcije
51	ODPIZDOD	Odobreni odlog plačila analizirane transakcije v povprečnem odobrenem odlogu plačila sklenjene transakcije
52	ODPNZOD	Odobreni odlog plačila analizirane transakcije v povprečnem odobrenem odlogu plačila nezamujene transakcije
53	ODPODOD	Odobreni odlog plačila analizirane transakcije v povprečnem odobrenem odlogu plačila odprte transakcije
54	ODPZMOD	Odobreni odlog plačila analizirane transakcije v povprečnem odobrenem odlogu plačila zamujene transakcije
55	ODPZPOD	Odobreni odlog plačila analizirane transakcije v povprečnem odobrenem odlogu plačila zapadle transakcije

Opomba: * Spremenljivke niso oblikovane na osnovi koncepta finančnega kazalnika, saj iz spremenljivk ni izločen vpliv velikosti podjetja.

Vir: Lastno delo.

Pri oblikovanju pojasnjevalnih spremenljivk, ki vključujejo stanje zapadlih transakcij, so bile zapadle transakcije razdeljene po obdobjih starosti v pet starostnih skupin. Tako opredeljenih pet stanj transakcij je osnova za izračun sheme staranja terjatev do kupcev, ki je pokazatelj

kvalitete terjatev do kupcev, ki jih ima prodajalec v svojih izkazih. Za izračun sheme staranja terjatev je potrebno skupno vrednost zapadlih transakcij vsakega posameznega podobdobja deliti s celotnim zneskom zapadlih transakcij do kupcev (Bernstein, 1989, str. 526). Večji kot je delež terjatev starejšega podobdobja v celotnem znesku terjatev, slabša je kvaliteta terjatev, saj so terjatve težje izterljive. Delež terjatev v posameznih podobdobjih starostne strukture določa politiko prodaje z odlogom plačila in metodo izterjave terjatev. Staranje terjatev do kupcev zahteva od prodajalca poostrejših pogojev prodaje z odlogom plačila in izterjave (Weston, Copeland, 1986, str. 354; Brigham, 2002, str. 724). Rezultati metode sheme staranja terjatev do kupcev so odvisni od gibanja prihodkov od prodaje in so zato občutljivi na sezonsko in ciklično gibanje prihodkov (Brigham, 2002, str. 786). Neenakomerno gibanje prihodkov od prodaje lahko povzroči, da se nespremenjena plačilna disciplina in dinamika plačevanja obveznosti kupcev izkazuje v spremembi sheme staranja terjatev do kupcev.

Popolnoma neodvisno oceno o spremembah v plačilni disciplini poslovnih partnerjev daje metoda vzorca plačil (Brigham, 2002, str. 787). Na podlagi vzorca transakcij žal ni mogoče oblikovati pojasnjevalnih spremenljivk, ki bi omogočale uporabo metode vzorca plačil.

Večina pojasnjevalnih spremenljivk v tabeli 8 je oblikovana iz stanj terjatev, ki so osnovane na elementih transakcij, ki so bile sklenjene v kritičnem časovnem razponu pred trenutkom razvrščanja analizirane transakcije. Kljub temu pa so bile nekatere izvedene pojasnjevalne spremenljivke oblikovane tudi na podlagi dveh elementov analizirane transakcije, ki sta prodajalcu poznana pred odločitvijo o prodaji na odlog plačila. To sta znesek transakcije in odlog plačila, za katerega se odloča prodajalec. Tako oblikovane spremenljivke so: *DPIZDD*, *DPNZMD*, *DPNZPD*, *DPZMD*, *DPZPD*, *ODPIZDOD*, *ODPNZOD*, *ODPODOD*, *ODPZMOD* in *ODPZPOD*.

4.3.2. Osnovne opisne statistike pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami

V nadaljevanju so predstavljene nekatere vsebinske razlage opisnih pojasnjevalnih spremenljivk. Razlike v povprečnih vrednostih pojasnjevalnih spremenljivk med bonitetnimi razredi so preizkušene s testom enakosti več aritmetičnih sredin (ANOVA). Test je pokazal, da se povprečne vrednosti v različnih bonitetnih razredih pri vseh pojasnjevalnih spremenljivkah statistično značilno razlikujejo.

Za transakcije, ki se plačujejo z večjo zamudo, sta v kritičnem časovnem razponu preden, so sklenjene, značilna večji povprečni znesek zapadlih transakcij (*PZAPD*) in večji povprečni znesek zapadlih transakcij v vseh starostnih podobdobjih (*PDEB1*, *PDEB2*, *PDEB3*, *PDEB4*, *PDEB5*).

Tabela 9: Povprečne vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk v bonitetnih razredih (v SIT).

Bonitetni razred	PZAPD	PDEB1	PDEB2	PDEB3	PDEB4	PDEB5
1	100.125	71.036	53.541	39.514	29.922	37.591
2	116.540	95.582	83.071	65.044	49.906	54.316
3	129.729	108.867	95.814	79.276	64.572	65.948
4	136.650	115.262	107.872	93.654	77.926	77.677
5	147.447	125.019	120.075	109.894	98.068	106.392

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Povprečna vrednost zapadlih transakcij v časovnem razponu pred sklenitvijo transakcije ne nudi dobre slike kakovosti terjatev. Boljšo sliko kakovosti terjatve dobimo s shemo staranja terjatev, ki je prikazana v tabeli 10. Razvidno je, da imajo transakcije, ki so plačane z večjo zamudo, v kritičnem časovnem razponu, preden so sklenjene, v povprečju višji delež vrednosti zapadlih transakcij v starejših starostnih razredih. Za transakcije, ki jih dolžniki plačujejo z večjo zamudo, je torej značilna slabša kakovost terjatev, sklenjenih v kritičnem časovnem obdobju pred sklenitvijo transakcije, ki jo razvrščamo z bonitetnim modelom.

Tabela 10: Shema staranja zapadlih terjatev, nastalih v kritičnem časovnem razponu, po bonitetnih razredih transakcij.

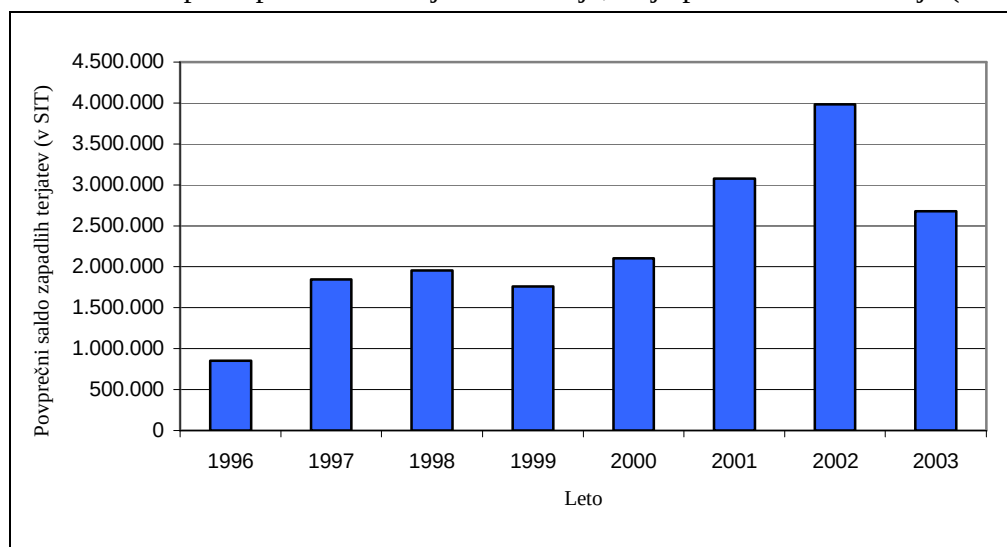
Bonitetni razred	Vsota zneskov zapadlih transakcij v posameznem starostnem obdobju v znesku vseh zapadlih transakcij (v %)				
	Do 10 dni	Od 10 do 20 dni	od 20 do 30 dni	od 30 do 40 dni	nad 40 dni
1	42,43%	22,13%	13,01%	8,79%	13,64%
2	40,17%	23,99%	14,91%	9,47%	11,46%
3	34,15%	25,17%	17,92%	10,78%	11,98%
4	30,16%	24,94%	19,15%	12,20%	13,55%
5	21,31%	18,86%	16,68%	13,54%	29,61%

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

V povprečju je za transakcije, ki se plačujejo z večjo zamudo, v kritičnem časovnem razdobju, preden so sklenjene, značilna višja vrednost vsote zneskov zapadlih transakcij in višja vrednost vsote zneskov zapadlih transakcij v podobdobjih v vsoti zneskov odprtih transakcij (*DODPD*, *DODPD1*, *DODPD2*, *DODPD3*, *DODPD4*, *DODPD5*). Za te transakcije je značilna tudi višja vrednost vsote zneskov zapadlih transakcij in višja vrednost vsote zneskov zapadlih terjatev v podobdobjih v znesku vseh sklenjenih transakcij (*ZDODPD*, *DIZDD1*, *DIZDD2*, *DIZDD3*, *DIZDD4*, *DIZDD5*).

Zanimivo je analizirati gibanje stanj zapadlih terjatev v proučevanem obdobju od 1996 do 2003. Sliki 6 in 7 prikazujeta gibanje povprečnega zneska zapadlih transakcij in shemo staranja zapadlih terjatev v letih od 1996 do 2003 v kritičnem časovnem razponu pred sklenitvijo transakcije, ki jo razvrščamo.

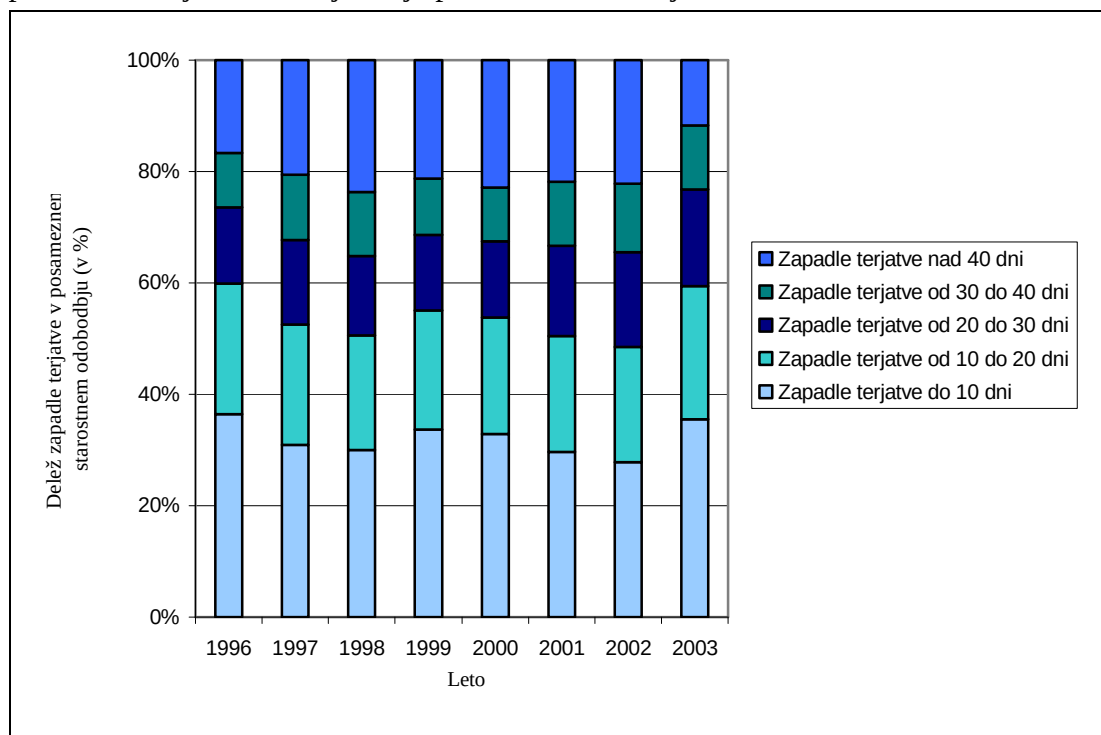
Slika 6: Gibanje povprečnega zneska zapadlih transakcij v letih od 1996 do 2003 v kritičnem časovnem razponu pred sklenitvijo transakcije, ki je predmet razvrščanja (v SIT).



Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju od 1996 do 2003.

Iz slike 6 je razvidno, da je povprečni znesek zapadle transakcije naraščal vse do leta 2002. V letu 2003 se je povprečni znesek zapadle transakcije zmanjšal za 30 odstotkov.

Slika 7: Shema staranja zapadlih terjatev v letih 1996 do 2003 v kritičnem časovnem razponu pred sklenitvijo transakcije, ki je predmet razvrščanja.



Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Iz slike 7 lahko ugotovimo, da se je kvaliteta terjatev slabšala vse do leta 2002, ko je bil delež zapadlih terjatev, zapadlih nad 40 dni, največji, znašal je 13% zapadlih terjatev. Obratno je bil

v letu 2002 delež zapadlih terjatev, starih do 10 dni, najmanjši, znašal je 37% vseh zapadlih terjatev. Iz slik 6 in 7 je mogoče sklepati, da se je plačilna disciplina vse do leta 2002 slabšala. V letu 2003 se je povprečni znesek zapadlih transakcij zmanjšal, kvaliteta terjatev pa se je izboljšala.

Bolj zamujene transakcije imajo v kritičnem časovnem razponu, preden so sklenjene, večji delež zapadlih transakcij v odprtih transakcijah (*ZSTODPST*) in večji delež zapadlih transakcij v sklenjenih transakcijah (*ZSTIZST*). V tabeli 11 je prikazan delež zapadlih transakcij po posameznem starostnem podobdobju v številu vseh zapadlih transakcij. Iz tabele 11 je razvidno, da je za transakcije, ki se plačujejo z večjo zamudo, značilen večji delež zapadlih transakcij v zadnjih dveh starostnih obdobjih. Rezultati tabele 11 potrjujejo rezultate v tabeli 10.

Tabela 11: Delež zapadlih transakcij v starostnem podobdobju v številu vseh zapadlih transakcij (v %).

Bonitetni razred	Delež zapadlih transakcij v posameznem starostnem obdobju v vseh zapadlih transakcijah (v %)				
	do 10 dni	od 10 do 20 dni	od 20 do 30 dni	od 30 do 40 dni	nad 40 dni
1	47,28%	21,11%	11,82%	8,11%	11,67%
2	43,60%	23,36%	13,65%	8,52%	10,87%
3	34,69%	25,15%	17,34%	10,06%	12,77%
4	29,70%	24,13%	18,93%	12,38%	14,87%
5	17,68%	15,86%	14,95%	12,87%	38,65%

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Transakcije z višjo zamudo pri plačilu imajo višjo vrednost kazalnikov, ki merita skupno število dni odloga plačila zapadlih transakcij v skupnem številu dni odloga plačila odprtih transakcij in skupnem številu dni odloga plačila vseh sklenjenih transakcij (*ZPOODO*, *ZPOIZDO*).

Za slabše razvrščene transakcije je značilno, da so transakcije, sklenjene v kritičnem časovnem razdobju pred trenutkom razvrščanja, v povprečju plačane z večjo zamudo (povprečna zamuda: *ZMMZMST*; povprečna tehtana zamuda: *PTZAMD*). Za iste transakcije je v povprečju značilna tudi višja vrednost kazalnika, ki meri skupno število dni zamude plačila zamujenih transakcij v skupnem številu dni odobrenega odloga plačila zamujenih transakcij oziroma v skupnem številu dni odobrenega odloga plačila vseh sklenjenih transakcij (*ZMMZMODL*, *ZMMIZODL*).

Slabše razvrščene transakcije imajo v kritičnem časovnem razponu, preden so sklenjene, višji povprečni znesek odprtih transakcij (*PODPD*), nižji povprečni znesek nezapadlih transakcij (*PNZAPD*), večji delež nezapadlih transakcij v sklenjenih transakcijah (*NZPSTIZST*) in manjši delež nezamujenih transakcij v sklenjenih transakcijah (*NZSTIZST*).

Zgornje opisne statistike obravnavajo pojasnjevalne spremenljivke, oblikovane brez elementov transakcije, pri kateri se prodajalec odloča o prodaji z odlogom plačila. Prodajalcu sta v trenutku, ko se odloča o prodaji z odlogom plačila, poznana znesek transakcije in odlog plačila.

Vrednosti kazalnikov, ki merijo razmerje med zneskom analizirane transakcije in povprečnim zneskom nezamujenih, zamujenih, nezapadlih, zapadlih in sklenjenih transakcij (*DPNZMD*, *DPZMD*, *DPNZPD*, *DPZPD* in *DPIZDD*), je večja pri transakcijah, ki se poravnavajo z daljšo zamudo. Transakcije, ki se plačujejo redneje, imajo nižjo vrednost kazalnikov, ki prikazujeta razmerje med odlogom plačila analizirane transakcije in povprečnim odlogom plačila zapadlega oziroma odprtega računa (*ODPZPOD* oziroma *ODPODOD*).

Vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov med spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije in spremenljivkama število dni pogodbenega odloga plačila in znesek transakcije so pozitivne, vendar zelo nizke. To pomeni, da zamuda pri plačilu transakcije ni odvisna od dolžine pogodbenega odloga plačila, ki ga prodajalec nudi kupcu, in zneska transakcije. Kljub temu test enakosti več aritmetičnih sredin, ki primerja povprečne vrednosti kazalnikov v bonitetnih razredih, kaže na statistično značilno razliko v povprečnem številu dni odloga plačila in povprečnem znesku transakcije med posameznimi bonitetnimi razredi (pri stopnji značilnosti $\alpha=0,01$). Ta statistika je lahko zaradi velikega števila transakcij v vzorcu pristranska. Tabela 12 prikazuje povprečno število dni pogodbenega odloga plačila transakcije in povprečni znesek transakcije v bonitetnih razredih.

Tabela 12: Povprečno število dni pogodbenega odloga plačila transakcije (v dneh) in povprečni znesek transakcij v bonitetnem razredu (v SIT).

Bonitetni razred	Povprečni pogodbeni odlog (v dneh)	Povprečni znesek transakcije (v SIT)
1	44,83	115.241
2	45,31	120.921
3	46,94	132.340
4	47,91	139.705
5	45,61	150.738

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Iz tabele 12 je razvidno, da se povprečni znesek transakcije povečuje z večanjem zamude pri plačilu. Vrednosti povprečnega pogodbenega odloga plačila se s prehajanjem transakcije v slabši bonitetni razred povečujejo do četrtega bonitetnega razreda. Povprečno število dni pogodbenega odloga plačila je v petem bonitetnem razredu nižje kot v tretjem in četrtem razredu.

Iz zgornjih opisnih statistik je mogoče sklepati, da oba elementa transakcije, ki je predmet razvrščanja, ne vplivata na dolžino zamude pri plačilu transakcije. Opisne statistke kažejo, da

je lahko prodajalec pri odločitvi o prodaji z odlogom plačila indiferenten do zneska transakcije in dolžine odloga plačila.

4.3.3. Izbor pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami

Enako kot pri modelu s finančnimi kazalniki je potrebno tudi pri modelu s preteklimi zamudami izbrati primerno število pojasnjevalnih spremenljivk za modeliranje. Pojasnjevalne spremenljivke so v modelu s preteklimi zamudami izbrane na enak način kot v modelu s finančnimi kazalniki. Izbrane so na podlagi vrednosti kazalnika učinkovitosti in vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov.

Za statistično modeliranje so izbrane naslednje pojasnjevalne spremenljivke⁴⁶:

- število nezamujenih transakcij v številu sklenjenih transakcij (*NZSTIZST*),
- število zapadlih transakcij v številu vseh sklenjenih transakcij (*ZSTIZST*),
- vsota zneskov zapadlih transakcij v vsoti zneskov sklenjenih transakcij (*ZDODPD*),
- vsota zneskov zapadlih transakcij v vsoti zneskov odprtih transakcij (*DODPD*),
- vsota zneskov od 10 do 20 dni zapadlih transakcij v znesku vseh sklenjenih transakcij (*DIZDD2*),
- vsota zneskov od 20 do 30 dni zapadlih transakcij v znesku vseh sklenjenih transakcij (*DIZDD3*),
- vsota zneskov od 20 do 30 dni zapadlih transakcij v vsoti zneskov odprtih transakcij (*DODPD3*),
- vsota zneskov od 30 do 40 dni zapadlih transakcij v znesku vseh sklenjenih transakcij (*DIZDD4*),
- povprečno število dni zamude pri plačilu zamujenih transakcij (*ZMMZMST*) in
- vsota zneskov nad 40 dni zapadlih transakcij v znesku vseh sklenjenih transakcij (*DIZDD5*).

Tabela 13 prikazuje vrednosti kazalnika učinkovitosti izbranih pojasnjevalnih spremenljivk (*AR*) in vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov med izbranimi pojasnjevalnimi spremenljivkami in spremenljivko število dni zamude pri plačilu.

⁴⁶ V prilogi 7 so podrobneje prikazane vrednosti osnovnih opisnih statistik (povprečna vrednost, standardni odklon, koeficient variacije, najvišja in najnižja vrednost) izbranih pojasnjevalnih spremenljivk po bonitetnih razredih. Poleg opisnih statistik so prikazani tudi rezultati preizkušanja domneve o razliki med aritmetičnimi sredinami vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk po bonitetnih razredih s statističnim testom ANOVA (*analysis of variance*).

Tabela 13: Izbrane pojasnjevalne spremenljivke za model s preteklimi zamudami, kazalnik učinkovitosti in vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov med izbranimi pojasnjevalnimi spremenljivkami ter spremenljivko število dni zamude pri plačilu transakcije.

Kratika	Vrednost kazalnika učinkovitosti (v %)	Vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta										Število dni zamude pri plačilu
		NZSTIZST	ZSTIZST	ZDODPD	DODPD	DIZDD2	DIZDD3	DODPD3	DIZDD4	ZMMZMST	DIZDD5	
NZSTIZST	38,752	1,00	-0,46	-0,44	-0,39	-0,29	-0,26	-0,22	-0,23	-0,36	-0,22	-0,34
ZSTIZST	34,179	-	1,00	0,93	0,82	0,53	0,54	0,45	0,53	0,49	0,66	0,49
ZDODPD	35,451	-	-	1,00	0,88	0,59	0,57	0,47	0,55	0,46	0,66	0,47
DODPD	31,984	-	-	-	1,00	0,55	0,50	0,50	0,46	0,44	0,52	0,39
DIZDD2	31,413	-	-	-	-	1,00	0,23	0,18	0,19	0,26	0,18	0,26
DIZDD3	30,966	-	-	-	-	-	1,00	0,90	0,25	0,30	0,23	0,28
DODPD3	30,113	-	-	-	-	-	-	1,00	0,19	0,27	0,16	0,22
DIZDD4	29,878	-	-	-	-	-	-	-	1,00	0,30	0,30	0,28
ZMMZMST	27,884	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	0,31	0,34
DIZDD5	27,492	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	0,35

Opomba: Vrednosti bivariatnih korelacijskih koeficientov so med vsemi spremenljivkami statistično značilno različne pri stopnji značilnosti $\alpha=0,01$ (dvostranski test).

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

4.3.4. Analitični zapis modela s preteklimi zamudami

Za razvrščanje transakcij z bonitetnim modelom s preteklimi zamudami je bilo izbranih deset pojasnjevalnih spremenljivk. Vse pojasnjevalne spremenljivke niso izkazovale statistično značilnega vpliva na variabilnost odvisne spremenljivke. Zato sta bili iz statistične obdelave izločeni spremenljivki *DODPD3* in *DIZDD2*, ki statistično neznatno vplivata na odvisno spremenljivko. V končne štiri logistične enačbe je bilo zato vključenih osem izvedenih pojasnjevalnih spremenljivk. Če so logistične enačbe izražene z logaritmom indeksa verjetnosti, je njihov zapis naslednji⁴⁷:

$$\left. \begin{aligned} \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) &= 0,629 \\ \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) &= 1,347 \\ \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) &= 1,932 \\ \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) &= 2,462 \end{aligned} \right\} \begin{aligned} &-0,619 \cdot DODPD - 0,250 \cdot DIZDD3 - 0,989 \cdot DIZDD4 \\ &-1,420 \cdot DIZDD5 + 2,016 \cdot ZDODPD + 3,670 \cdot ZSTIZST \\ &-3,570 \cdot NZSTIZST + 0,024 \cdot ZMMZMST \end{aligned} \quad (36)$$

če so izražene z indeksom verjetnosti, pa naslednji:

⁴⁷ Izpis rezultatov ordinalne logistične regresije iz statističnega paketa za model s preteklimi zamudami je podan v prilogi 10. V prilogi sta podana izpisa rezultatov statistične analize, ko sta spremenljivki *DODPD3* in *DIZDD2* še vključeni v statistični model, in brez obeh spremenljivk, ki sta v končnem privzetem modelu izločeni.

$$\left. \begin{aligned} \left(\frac{p}{1-p}\right) &= e^{0,629} \\ \left(\frac{p}{1-p}\right) &= e^{1,347} \\ \left(\frac{p}{1-p}\right) &= e^{1,932} \\ \left(\frac{p}{1-p}\right) &= e^{2,462} \end{aligned} \right\} \cdot e^{-0,619 \cdot DODPD - 0,250 \cdot DIZDD3 - 0,989 \cdot DIZDD4 - 1,420 \cdot DIZDD5 + 2,016 \cdot ZDODPD + 3,670 \cdot ZSTIZST - 3,570 \cdot NZSTIZST + 0,024 \cdot ZMMZMST} \quad (37)$$

Model je kot celota statistično značilen. Pojasnjevalne spremenljivke pojasnjujejo 38,1% variabilnosti odvisne spremenljivke. Ocene pojasnjevalne moči neodvisnih spremenljivk je podana na osnovi Nagelkerkovega popravljenega determinacijskega koeficienta. Vrednost determinacijskega koeficienta modela s preteklimi zamudami je tako višja kot vrednost istega kazalnika pri modelu s finančnimi kazalniki.

Vplivi sprememb vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami na odvisno spremenljivko so naslednji:

- *DODPD*: $e^{-0,00619} = 0,9938$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s preходом v nižji bonitetni razred zmanjša za 0,61%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *DODPD* je nepričakovana. Pričakovali bi, da večji delež vrednosti zapadlih transakcij v vrednosti odprtih transakcij povečuje verjetnost prehoda transakcije v slabši bonitetni razred. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke je toliko bolj nepričakovana, ker spremenljivka *DODPD* izkazuje najvišjo in pozitivno vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta.
- *DIZDD3*: $e^{-0,00250} = 0,9975$.
- *DIZDD4*: $e^{-0,00989} = 0,9901$.
- *DIZDD5*: $e^{-0,01420} = 0,9859$.

Smeri vpliva spremenljivk *DIZDD3*, *DIZDD4* in *DIZDD5* so predstavljene skupaj, saj so oblikovane na vsebinsko enak način. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s preходом v nižji bonitetni razred zmanjša pri vseh treh pojasnjevalnih spremenljivkah za 0,25%, 0,99% in 1,41%, če se vrednost pojasnjevalnih spremenljivk *DIZDD3*, *DIZDD4* in *DIZDD5* poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalnih spremenljivk je, podobno kot smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *DODPD*, nepričakovana. Pričakovali bi, da večji delež vrednosti zapadlih transakcij v različnih obdobjih zapadlosti v vrednosti vseh sklenjenih transakcij povečuje verjetnost prehoda transakcije v slabši bonitetni razred.

- *ZDODPD*: $e^{0,02016} = 1,0203$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s preходом v nižji bonitetni razred poveča za 2,036%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *ZDODPD*

je pričakovana, saj večja skupna vrednost zapadlih terjatev v skupni vrednosti sklenjenih transakcij povečuje verjetnost prehoda v slabši bonitetni razred. Zanimivo je, da je smer vpliva spremenljivke *ZDODPD* obratna od smeri vpliva spremenljivk *DODPD*, *DIZDD3*, *DIZDD4* in *DIZDD5*, čeprav so spremenljivke *DIZDD3*, *DIZDD4* in *DIZDD5* sestavni deli spremenljivke *ZDODPD*, ker prikazujejo vsoto vrednosti zapadlih terjatev po različnih podobdobjih zapadlosti v vsoti vrednosti vseh sklenjenih transakcij.

- *ZSTIZST*: $e^{0,03670} = 1,0373$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s preходом v nižji bonitetni razred poveča za 3,73%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *ZSTIZST* je pričakovana, saj večji številčni delež transakcij, ki so pri plačilu zamujene, v vseh sklenjenih transakcijah povečuje verjetnost prehoda transakcije v slabši bonitetni razred.
- *NZSTIZST*: $e^{-0,03570} = 0,9649$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s preходом v nižji bonitetni razred zmanjša za 3,51%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno odstotno točko in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *NZSTIZST* je pričakovana, saj večji delež transakcij, pri katerih ne prihaja do zamud pri plačilu, v vseh sklenjenih transakcijah zmanjšuje verjetnost prehoda v slabši bonitetni razred. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *NZSTIZST* potrjuje obratno smer vpliva spremenljivke *ZSTIZST*.
- *ZMMZMST*: $e^{0,024} = 1,0243$. Vrednost indeksa verjetnosti prehoda v višji bonitetni razred se v primerjavi s preходом v nižji bonitetni razred poveča za 2,43%, če se vrednost pojasnjevalne spremenljivke poveča za eno enoto (SIT) in vrednost ostalih spremenljivk ostane nespremenjena. Smer vpliva pojasnjevalne spremenljivke *ZMMZMST* je pričakovana, saj večje povprečno število dni zamude pri plačilu preteklih transakcij povečuje verjetnost prehoda transakcije v slabši bonitetni razred.

Pregled intervalov zaupanja ocen regresijskih koeficientov β_j kaže, da ne prihaja do neskladij pri vplivu pojasnjevalnih spremenljivk na odvisno spremenljivko. Intervali zaupanja ocen regresijskih koeficientov so takšni, da ne dopuščajo možnosti, da bi pojasnjevalna spremenljivka v okviru intervala zaupanja lahko vplivala na odvisno spremenljivko na obraten način.

5. USPEŠNOST RAZVRŠČANJA TRANSAKCIJ Z BONITETNIMI MODELI

5.1. Plačilna disciplina v Sloveniji

Plačilne navade slovenskih podjetij se izboljšujejo, vendar le-ta med evropskimi plačniki v povprečju še vedno sodijo med slabše. Prašnikar, Cirman in Pahor (2002, str. 291-314) primerjajo plačilne navade evropskih podjetij na osnovi Raziskave plačilnih navad v Evropi iz leta 1997 (European Payments Habits Survey, 1997) ter Analize plačilnih navad in plačilne discipline v Sloveniji (2002). Ugotovili so, da imajo najboljšo plačilno disciplino v skandinavskih državah, v Nemčiji in na Danskem, kjer je dobra plačilna disciplina posledica

striktno zakonodaje. Slaba plačilna disciplina, ki je značilna za države Južne Evrope, Veliko Britanijo in Belgijo, je posledica ohlapnejše zakonodaje. Slovenija se v primerjavi z evropskimi državami po številu dni povprečnega pogodbenega roka plačila in povprečne zamude plačila uvršča med večje evropske zamudnike. Berk (2004, str. 80) ugotavlja, da so zamude pri plačilu običajen pojav v gospodarstvih na prehodu, saj prihaja do bolj transparentnega poslovanja, ki onemogoča nepregledno podeljevanje subvencij, bančnih posojil in neučinkovite davčne politike. Izpad financiranja tako nadomeščajo neprostovoljni trgovinski krediti in zamude pri izplačevanju plač delavcem.

V povprečju je v Sloveniji 55% terjatev poravnanih v roku, 25% terjatev je poravnanih z največ enomesečno zamudo, 10% s trimesečno zamudo in 5% z polletno zamudo. Preostali delež terjatev je poravnan v kasnejših obdobjih. Število pravnih oseb z zapadlimi neporavnanimi obveznostmi se je od leta 1991 do leta 1999 iz leta v leto povečevalo. V letu 1999 je imelo v povprečju mesečno 9.312 pravnih oseb zapadle neporavnane obveznosti, kar je 10-krat več kot v letu 1991. Te pravne osebe so imele dnevno v povprečju za 96.979 milijonov tolarjev neporavnanih zapadlih obveznosti, kar je 15-krat več kot v letu 1991. Od leta 2000 se število pravnih oseb in povprečna dnevna vrednost zapadlih neporavnanih terjatev zmanjšuje. Razlogov zmanjšanja števila pravnih oseb z zapadlimi obveznostmi in vrednosti zapadlih neporavnanih obveznosti je več. Med drugim so razlogi naslednji: spremembe evidentiranja zapadlih neporavnanih obveznosti, praksa izbrisov podjetij, ki je bila uvedena v ZFPP, in prenos plačilnega prometa iz Agencije za plačilni promet v banke ob koncu leta 2002 (Informacija o pravnih osebah z dospelimi neporavnanimi obveznostmi, 2003). Število pravnih oseb in povprečni dnevni znesek neporavnanih zapadlih obveznosti se od avgusta 2002 ponovno povečuje.

Tabela 14: Število pravnih oseb z zapadlimi neporavnanimi obveznostmi in povprečna dnevna vrednost zapadlih neporavnanih obveznosti v letih od 1991 do 2002.

Leto	Povprečno mesečno število pravnih oseb z zapadlimi neporavnanimi obveznostmi	Povprečni dnevni znesek zapadlih neporavnanih obveznosti (v mio SIT)
1991	919	6.319
1992	1.667	26.104
1993	2.595	38.141
1994	3.741	45.835
1995	5.146	58.965
1996	6.490	67.830
1997	7.697	76.162
1998	8.537	87.573
1999	9.312	96.979
2000	6.712	34.671
2001	5.579	30.626
2002	2.316	14.851

Vir: Informacija o pravnih osebah z dospelimi neporavnanimi obveznostmi, 2003.

Najpogostejši vzroki za zamude pri plačilih v slovenskih podjetjih so zamude pri kupcih zamudnikov, nelikvidnost kupcev, zadolženost kupca ter neučinkovit in počasen sistem izterjave. Po mnenju slovenskih podjetij so manj pomembni naslednji vzroki zamude pri plačilu: izkoriščanje relativne moči kupca, visoke zamudne obresti, otežen dostop do posojil, itd. Slabša plačilna disciplina je tudi posledica prevelike medpodjetniške solidarnosti, prevelikih stroškov prijave postopkov na sodiščih, počasno delo sodišč in posebne razmere na področju upravljanja s podjetji (Berk, 2004, str. 82).

Za slovenska podjetja je značilno, da višja zadolženost podjetij vodi v večje zamude pri plačilih. Zamude s plačili so tudi statistično značilno povezane s pogajalsko močjo kupca, vendar podjetja z višjo pogajalsko močjo manj zamujajo s plačili, ker si izborijo daljše plačilne roke. Vzrok za plačilno nedisciplino slovenskih podjetij so tudi zamude pri kupcih zamudnikov, ki so pogostejše, v kolikor poslovanje poteka z neustaljenimi poslovnimi partnerji (Prašnikar, Cirman, Pahor, 2002, str. 311-312).

Slovenska podjetja se redkeje poslužujejo mehanizmov predhodnega zniževanja tveganja. Le približno polovica slovenskih podjetij preverja boniteto kupca, medtem ko ostala polovica utemeljuje neuporabnost bonitete z visokimi stroški in neučinkovitimi metodami zavarovanja poslov. Slovenska podjetja ne ponujajo popustov za plačilo ob prevzemu blaga vsem kupcem, ampak le redkim. Običajen odstotek popusta se giblje med enim in tremi odstotki. Kljub visokim stroškom financiranja z dobaviteljem, ki je v povprečju 37% na letni ravni, se za popust pri takojšnjem plačilu odloči le 7% podjetij. Le redka podjetja kot ukrep zavarovanja plačila od svojih kupcev zahtevajo predplačilo (Prašnikar, Pahor, Cirman, 2002, str. 300).

Bole (2002) ugotavlja, da so se plačilne navade slovenskih podjetij po sprejetju ZFPP julija 1999 izboljšale v sektorjih Standardne klasifikacije dejavnosti (Standardna klasifikacija dejavnosti, 2002), ki so označeni od A do K. Plačilna disciplina se je izboljšala v predelovalni industriji, do poslabšanja je prišlo v trgovini, gradbeništvu in večinoma med majhnimi podjetji, ki zaposlujejo v povprečju 2,5 zaposlenega.

Resnosti problema plačilne nediscipline se zavedajo tudi na nivoju Evropske Unije, ki je v letu 2000 sprejela direktivo z namenom izboljšanja plačilnih navad v uniji (EU Directive 2000/35/EC, 2000).

5.2. Uspešnost razvrščanja z naivnimi modeli

Osnovna hipoteza magistrske naloge je, da lahko z bonitetnimi modeli, ki temeljijo na finančnih kazalnikih in preteklih zamudah, učinkoviteje napovedujemo plačilno disciplino dolžnika v prihodnosti kot pa z naivnimi modeli.

Osnovna predpostavka naivnih bonitetnih modelov je, da pretekla plačilna disciplina dolžnika nakazuje njegovo prihodnjo plačilno disciplino. Sestava naivnih modelov je razmeroma enostavna, zato so odlična osnova za primerjavo učinkovitosti razvrščanja z bolj zapletenimi

bonitetnimi modeli. Prednost naivnih modelov je tudi stroškovna učinkovitost. V stroškovno funkcijo se večinoma vključuje samo stroške napačne razvrstitve, medtem ko so stroški izdelave bonitetnega modela zanemarljivi.

Najboljši pokazatelj uspešnosti razvrščanja bonitetnih modelov je stroškovna funkcija, katere sestavna dela sta oceni stroškov napake vrste I in napake vrste II. Prodajalec, ki se odloča o prodaji na odlog plačila, oceni primernost in uspešnost bonitetnega modela s primerjavo stroškovne funkcije bonitetnega modela in svoje naklonjenosti k tveganju pri prodaji na odlog plačila. Stroškovno funkcijo bonitetnega modela ni mogoče oceniti, ker prodajalcu niso znane vrednosti stroškov napake vrste I in napake vrste II. Zato se o uspešnosti razvrščanja bonitetnih modelov odloča s suboptimalnim pravilom, in sicer na podlagi deleža uspešno razvrščenih enot v vseh enotah, ki so predmet razvrščanja v bonitetno lestvico.

Ker nam naklonjenost k tveganju prodajalca, ki pri svojih odločitvah uporablja bonitetni model, nista poznani, nimamo na razpolago osnove za ugotavljanje uspešnosti razvrščanja bonitetnih modelov s finančnimi kazalniki in preteklimi zamudami. Zato bodo rezultati razvrščanja transakcij z obema modeloma primerjani z najmanj zapletenimi in za izdelavo stroškovno najmanj obremenjujočimi naivnimi bonitetnimi modeli.

Najbolj razširjeni naivni bonitetni modeli so: model prvega bonitetnega razreda, model brez sprememb in model z drsečimi sredinami.

Model prvega bonitetnega razreda predpostavlja, da bo plačilno obnašanje dolžnika v prihodnosti enako najobičajnejšemu plačilnemu obnašanju dolžnika v preteklosti. Iz opisnih statistik o transakcijah, zbranih v vzorcu, je razvidno, da je največji delež transakcij takšnih, pri katerih je zamuda pri plačilu računa, ki je izdan na osnovi transakcije, od 0 do 10 dni. Ker odločevalec, ki odloča o prodaji na odlog plačila, iz preteklih izkušenj to statistiko pozna, lahko enostavno predpostavlja, da bo transakcija, ki je predmet razvrščanja v bonitetni model, dosegla najverjetnejšo bonitetno oceno:

$$G_{it} = 1 \quad (38)$$

Delež transakcij, pri katerih je zamuda pri plačilu od 0 do 10 dni, je enak 64,4% (glej sliko 2 v razdelku 3.2.1.). Zato lahko sklepamo, da je uspešnost razvrščanja takega modela 64,4%. Pri razvrščanju z naivnim modelom prvega bonitetnega razreda lahko naredimo samo napako vrste I. Napovemo lahko, da bo račun razvrščen v prvi razred, dejansko pa bo razvrščen v slabši bonitetni razred. Napaka vrste I je posledično 100%.

Za razliko od naivnega modela prvega bonitetnega razreda naivni bonitetni model brez sprememb predpostavlja, da bo plačilno obnašanje dolžnika v prihodnosti enako kot plačilno obnašanje ob zadnji sklenjeni transakciji med kupcem in prodajalcem. Modeli brez sprememb izvirajo iz družine modelov z naključnimi spremembami (Valentinčič, 1999a, str. 35;

Wertheim in Robinson, 1993, str. 14-17). Skladno z naivnim modelom brez sprememb je transakcija, ki je predmet razvrščanja, razvrščena v enak bonitetni razred, kot je bila dejansko razvrščena zadnja transakcija, ki je bila sklenjena med kupcem in prodajalcem. Za razvrščanje transakcij z modelom brez sprememb zadošča podatek o dinamiki plačevanja zadnje sklenjene transakcije.

Algebrائي zapis naivnega modela brez sprememb je naslednji:

$$G_{it} = \begin{cases} 1; \text{ če } G_{it-1} = 1 \\ 2; \text{ če } G_{it-1} = 2 \\ 3; \text{ če } G_{it-1} = 3 \\ 4; \text{ če } G_{it-1} = 4 \\ 5; \text{ če } G_{it-1} = 5 \end{cases} \quad (39)$$

Tabela 15: Razvrstitvena tabela transakcij z naivnim modelom brez sprememb⁴⁸.

Dejanski bonitetni razred	Napovedani bonitetni razred					Pravilnost razvrščanja (v %)
	1	2	3	4	5	
1	993.012	58.468	20.135	9.687	17.708	90,36%
2	51.130	95.311	20.857	6.230	6.604	52,91%
3	22.788	12.863	62.734	14.183	8.698	51,73%
4	11.185	6.185	8.685	47.748	16.706	52,75%
5	19.919	7.620	9.046	12.821	195.982	79,87%
Delež zapisov (v %)	63,24%	10,39%	7,00%	5,22%	14,15%	80,33%

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Uspešnost razvrščanja naivnega modela brez sprememb je 80,33%.

Pri razvrščanju transakcij v bonitetno lestvico je naivni model brez sprememb naredil napake. Pri razvrščanju se napaka vrste I pojavi, ko je transakcija, ki ji je napovedan določen bonitetni razred, razvrščena v slabši bonitetni razred. Napaka vrste I je bila narejena v 25,46% transakcij, ki so dejansko bile razvrščene v bonitetne razrede, v katere so bile razvrščene transakcije, za katere je bila narejena napaka vrste I.

Napaka vrste II se pojavi, če je transakcija razvrščena v bonitetni razred, ki je boljši od dejanskega bonitetnega razreda transakcije. Napaka vrste II se je pojavila v 12,02% transakcij, ki so dejansko bile razvrščene v bonitetne razrede, za katere je bila narejena napaka vrste II⁴⁹.

⁴⁸ Pri sestavi naivnega modela brez sprememb je bila uporabljena podatkovna baza modela s preteklimi zamudami. V razvrstitveni tabeli naivnega modela brez sprememb je manjše število zapisov kot v modelu s preteklimi zamudami, saj so transakcije, za katere ne obstaja predhodno sklenjena transakcija z isto pravno osebo ali samostojnim podjetnikom, iz analize izločene. Vključenih je 99,59% transakcij, ki so vključene v model s preteklimi zamudami.

⁴⁹ Izračun napake vrste I in napake vrste II je prikazan v prilogi 8.

Za razliko od naivnega modela brez sprememb naivni model z drsečimi sredinami napoveduje razvrstitev transakcije v bonitetno lestvico na podlagi večjega števila preteklih transakcij. Naivni model z drsečimi sredinami boljše predstavlja dolgoročneje premike v plačilni disciplini dolžnika. Kljub temu preveliko število preteklih transakcij n onemogoča zaznavanje kratkoročnih sprememb v plačilni disciplini. Zato smo se odločili, da naivni bonitetni model z drsečimi sredinami napoveduje prihodnjo plačilno disciplino na podlagi razvrstitve preteklih 10 transakcij, sklenjenih med prodajalcem in kupcem.

Naivni model z drsečimi sredinami zapišemo:

$$G_{it} = \frac{1}{n} \sum G_{it-1} + G_{it-2} + \dots + G_{it-10} \quad (40)$$

Tabela 16: Razvrstitvena tabela transakcij z naivnim modelom z drsečimi sredinami⁵⁰.

Dejanski bonitetni razred	Napovedani bonitetni razred					Pravilnost razvrščanja (v %)
	1	2	3	4	5	
1	909.478	122.525	25.186	8.104	2.855	85,15%
2	56.124	80.124	30.039	7.746	1.271	45,71%
3	17.682	33.420	44.227	19.612	3.295	37,41%
4	6.841	13.481	20.126	35.654	12.339	40,31%
5	10.700	15.685	23.465	42.705	146.491	61,28%
Delež zapisov (v %)	59,25%	15,70%	8,47%	6,74%	9,84%	71,99%

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Uspešnost razvrščanja bonitetnega modela z drsečimi sredinami je 71,99%. Pri razvrščanju z naivnim modelom z drsečimi sredinami je pogostost napake vrste I 38,68%, napake vrste II pa 16,07%.

Najučinkovitejši naivni model je model brez sprememb, ki razvršča transakcije v povprečju z 80,33% natančnostjo. Povprečna učinkovitost razvrščanja modela brez sprememb je za 8,34 odstotne točke višja kot povprečna učinkovitost razvrščanja modela z drsečimi sredinami. Pogostost napak vrste I in vrste II pri razvrščanju z naivnim modelom brez sprememb je nižja kot pri modelu z drsečimi sredinami.

Večja učinkovitost razvrščanja naivnega modela brez sprememb je presenetljiva, saj pričakujemo, da je plačilno disciplino kupca lažje napovedati na osnovi analize dolgoročnejšega vzorca plačilne discipline kupca. Rezultati razvrščanja naivnih modelov kažejo, da je informacijska vsebnost podatka o plačilni disciplini pri zadnji transakciji večja kot informacijska vsebnost podatka o povprečni plačilni disciplini pri zadnjih desetih transakcijah.

⁵⁰ V naivni model z drsečimi sredinami je bilo vključenih 96,89 % transakcij, ki so vključene v model s preteklimi zamudami.

Pogostost napake vrste I je pri modelu brez sprememb višja kot pogostost napake vrste II. Ker stroškov napake vrste I in vrste II ne poznamo, smo indiferentni do porazdelitve napak med napako vrste I in napake vrste II. Predpostavljajoč, da je napaka vrste I stroškovno bolj obremenjujoča kot napaka vrste II, bi lahko stroške razvrščanja naivnega modela brez sprememb dodatno znižali, če bi povečali pogostost napake vrste II in zmanjšali pogostost napake vrste I.

5.3. Uspešnost razvrščanja modela s finančnimi kazalniki

Tabela 17 prikazuje razvrstitev transakcij z bonitetnim modelom s finančnimi kazalniki.

Tabela 17: Razvrstitvena tabela transakcij z modelom s finančnimi kazalniki.

Dejanski bonitetni razred	Napovedani bonitetni razred					Pravilnost razvrščanja (v %)
	1	2	3	4	5	
1	507.986	0	0	0	2.361	99,54%
2	83.748	0	0	0	695	0,00%
3	55.999	0	0	0	468	0,00%
4	42.026	0	0	0	405	0,00%
5	114.452	0	0	0	1.396	1,21%
Delež zapisov (v %)	99,34%	0,00%	0,00%	0,00%	0,66%	62,92%

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003 in statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in balance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJ PES, 1996 - 2002.

Model s finančnimi kazalniki razvršča podjetja z 62,92 % uspešnostjo.

Pri razvrščanju naredi bonitetni model s finančnimi kazalniki obe vrsti napak. Napako vrste I, da bo transakcija razvrščena v bonitetni razred, ki je boljši od dejanskega, bonitetni model naredi v 99,01 % transakcij, ki so dejansko razvrščene v bonitetne razrede, za katere bonitetni model naredi napako vrste I. Napako vrste II, da bo transakcija razvrščena v bonitetni razred, ki je slabši od dejanskega, bonitetni model naredi v 0,57% transakcij, ki so dejansko razvrščene v bonitetne razrede, za katere bonitetni model naredi napako vrste II.

Metoda ordinalne logistične regresije transakciji, ki je predmet razvrščanja, dodeli verjetnost razvrstitve v vsak bonitetni razred. Napovedani bonitetni razred je tisti, kjer je verjetnost razvrstitve največja. Zanesljivost razvrstitev bonitetnega modela lahko ugotovimo z analizo verjetnosti razvrstitve v napovedani bonitetni razred. Bonitetni model je v povprečju razvrstil transakcije, ki so bile pravilno razvrščene v prvi bonitetni razred, z verjetnostjo 65,72%, medtem ko je razvrstil transakcije, ki so bile pravilno razvrščene v peti bonitetni razred, v povprečju z verjetnostjo 39,06%. To dokazuje, da so pravilne razvrstitve v prvi bonitetni razred zanesljivejše kot tistih v peti bonitetni razred.

Bonitetni model s finančnimi kazalniki je manj učinkovit kot najučinkovitejši naivni model, model brez sprememb, saj je učinkovitost razvrščanja za 17,34 odstotnih točk nižja. Pogostost

napake vrste I je pri modelu s finančnimi kazalniki 3,88-krat višja, kar je z vidika upnika nesprejemljivo. Pogostost napake vrste II je pri naivnem modelu s finančnimi kazalniki zanemarljiva, kljub temu pa ne odtehta nižje učinkovitosti razvrščanja in višje pogostosti napake vrste I. Neučinkovitost razvrščanja bonitetnega modela s finančnimi kazalniki potrjuje tudi podatek, da je 71,96% napačnih razvrstitev takih, pri katerih je bonitetni model transakcijo razvrstil v bonitetni razred, ki se od dejanskega bonitetnega razreda razlikuje za več kot en bonitetni razred.

Naivni model brez sprememb je za upnika tudi z vidika priprave in pridobivanja podatkov stroškovno in strokovno manj obremenjujoč. Podatke za razvrščanje transakcij z modelom brez sprememb upnik namreč pridobi v analitičnih karticah kupcev v svojem računovodstvu. Podatki za pripravo bonitetnega modela s finančnimi kazalniki so zunanje narave in zato za upnika težje dostopni in dražji.

Nižja uspešnost razvrščanja bonitetnega modela s preteklimi zamudami v primerjavi z naivnimi modeli je pričakovana. Vzrokov nižje uspešnosti razvrščanja bonitetnega modela s finančnimi kazalniki je več. Prvič, neažurnost finančnih kazalnikov je za razvrščanje transakcij omejujoča. Razvrščanje transakcij oziroma napovedovanje kratkoročne plačilne discipline kupca na osnovi finančnih kazalnikov, ki odražajo poslovanje kupca v preteklem poslovnem letu, ne more biti učinkovito. Predpostavljamo namreč, da je kratkoročna plačilna disciplina kupca odvisna od poslovnih odločitev kupca in od dogodkov v okolju v časovnem razponu pred razvrščanjem transakcije, ki je krajše od leta dni.

Drugič, porazdelitev vrednosti finančnih kazalnikov je odvisna od panoge, v kateri podjetje deluje. Zato je oblikovanje generičnega bonitetnega modela na osnovi finančnih kazalnikov, ki bi transakcije uspešno razvrščal neodvisno od panoge podjetja, izredno zapleteno⁵¹. Mramor et al. (1998) ugotavljajo, da je primerljivost vrednosti finančnih kazalnikov med panogami mogoče zagotoviti s standardizacijo vrednosti finančnih kazalnikov. Finančne kazalnike je mogoče standardizirati z vrednostmi finančnih kazalnikov, ki so z vidika upnika optimalne. Ugotavljanje optimalnih vrednosti finančnih kazalnikov z vidika upnika v posameznih panogah pa je nemogoče.

Razvrstitvena tabela modela s finančnimi kazalniki kaže, da bonitetni model razvršča transakcije samo v bonitetna razreda 1 in 5. Učinkovitost razvrščanja transakcij, ki so dejansko razvrščene v bonitetni razred 1, je izredno visoka (99,54%), medtem ko je učinkovitost razvrščanja transakcij, ki so dejansko razvrščene v bonitetni razred 5, izredno slaba (1,21%). Kljub visoki uspešnosti razvrščanja transakcij, ki so dejansko razvrščene v prvi bonitetni razred, pa bonitetni model ni sposoben učinkovito diskriminirati med pravočasno plačanimi in nepravočasno plačanimi transakcijami.

⁵¹ Podobne ugotovitve navaja tudi Valentinčič (1999a, str. 77).

To potrjuje tudi primerjava povprečnih vrednosti finančnih kazalnikov podjetij, katerih transakcije bonitetni model razvrsti v prvi bonitetni razred, dejansko pa so razvrščene v prvi in peti bonitetni razred. Kljub temu, da so povprečne vrednosti finančnih kazalnikov transakcij v obeh bonitetnih razredih statistično značilno različne, bonitetni model ne diskriminira med pravočasno in nepravočasno plačanimi transakcijami z zadostno uspešnostjo.

Tabela 18: Primerjava povprečnih vrednosti finančnih kazalnikov podjetij, katerih transakcije bonitetni model razvrsti v prvi bonitetni razred, dejansko pa so razvrščene v prvi in peti bonitetni razred.

Dejanski bonitetni razred	Napovedani bonitetni razred	Kratika finančnega kazalnika								Število lastnikov – pravnih oseb	Število lastnikov – fizičnih oseb
		APSALES	DEBTTA	PDP	GPEMP	FLE	RETA	EXS	CFO		
1	1 ^a	0,26	0,53	139,37	0,01	1,03	0,29	0,31	0,29	1,59	3,89
5		0,28	0,62	152,84	0,01	0,85	0,23	0,30	0,16	1,06	5,86

Opombe:

- Povprečne vrednosti finančnih kazalnikov v posameznem bonitetnem razredu so statistično značilno različne pri stopnji značilnosti $\alpha=0,01$ (dvostranski test).
- Povprečne vrednosti spremenljivk Velikost 1 in Velikost 2 med posameznimi bonitetnimi razredi je z vsebinskega vidika nesmiselno primerjati, ker sta spremenljivki nepravilni.
- a: Transakcij, pri katerih je napovedani bonitetni razred 1, je 804.211. Pravilno razvrščenih je 507.986 transakcij ali 63,17% transakcij. Dejansko pa je v peti bonitetni razred razvrščenih 114.452 transakcij ali 14,23% transakcij, ki jih bonitetni model razvrsti v prvi bonitetni razred.

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003; statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJ PES, 1996 - 2002.

Zaključimo lahko, da finančni in drugi kazalniki nimajo zadostne informacijske vsebnosti, da bi lahko bonitetni model uspešno napovedoval kratkoročno plačilno disciplino oziroma uspešno diskriminiral med transakcijami, ki se plačujejo z različno dolgo zamudo.

5.4. Uspešnost razvrščanja modela s preteklimi zamudami

Tabela 19 prikazuje razvrstitev transakcij z bonitetnim modelom s preteklimi zamudami.

Tabela 19: Razvrstitvena tabela transakcij z modelom s preteklimi zamudami.

Dejanski bonitetni razred	Napovedani bonitetni razred					Pravilnost razvrščanja (v %)
	1	2	3	4	5	
1	1.057.711	0	0	0	45.953	95,84%
2	153.629	0	0	0	27.226	0,00%
3	88.878	0	0	0	32.820	0,00%
4	54.254	0	0	0	36.563	0,00%
5	105.912	0	0	0	140.428	57,01%
Delež zapisov (v %)	83,77%	0,00%	0,00%	0,00%	16,23%	68,73%

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Model s preteklimi zamudami razvršča podjetja z 68,73 % uspešnostjo.

Pri razvrščanju naredi bonitetni model s preteklimi zamudami, podobno kot bonitetni model s finančnimi kazalniki, obe vrsti napak. Napako vrste I, da bo transakcija razvrščena v bonitetni razred, ki je boljši od dejanskega, bonitetni model naredi v 62,95 % transakcij, ki so dejansko razvrščene v bonitetne razrede, za katere bonitetni model naredi napako vrste I. Napako vrste II, da bo transakcija razvrščena v bonitetni razred, ki je slabši od dejanskega, bonitetni model naredi v 9,52% transakcij, ki so dejansko razvrščene v bonitetne razrede, za katere bonitetni model naredi napako vrste II. Pri bonitetnem modelu s preteklimi zamudami je 65,12% napačnih razvrstitev takih, pri katerih je bonitetni model transakcijo razvrstil v bonitetni razred, ki se od dejanskega bonitetnega razreda razlikuje za več kot en bonitetni razred.

Zanesljivost pravilnega razvrščanja transakcij je pri bonitetnem modelu s preteklimi zamudami višja kot pri bonitetnem modelu s finančnimi kazalniki, saj razvrščene transakcije v prvi bonitetni razred, razvrsti z verjetnostjo 77,73%, medtem ko transakcije, ki so bile pravilno razvrščene v peti bonitetni razred, v povprečju razvrsti z verjetnostjo 55,53%. Podobno kot pri bonitetnem modelu s finančnimi kazalniki so pravilne razvrstitve v prvi bonitetni razred zanesljivejše kot v peti bonitetni razred.

Učinkovitost razvrščanja modela s preteklimi zamudami je pričakovano boljša od učinkovitosti razvrščanja modela s finančnimi kazalniki. Nepričakovano pa je, da je učinkovitost razvrščanja bonitetnega modela s preteklimi zamudami nižja kot učinkovitost razvrščanja naivnega modela brez sprememb, saj bonitetni model s preteklimi zamudami temelji na bolj zapletenih spremenljivkah, ki odražajo plačilno disciplino kupca v daljšem časovnem razponu. Učinkovitost razvrščanja bonitetnega modela s preteklimi zamudami je za 11,57 odstotnih točk nižja kot učinkovitost razvrščanja naivnega modela brez sprememb. Pogostost napake vrste I je pri modelu s preteklimi zamudami 2,47-krat višja kot pri modelu brez sprememb. Z upnikovega vidika je tudi model s preteklimi zamudami manj zanimiv od naivnega modela brez sprememb.

Nepričakovane so tudi smeri vpliva nekaterih pojasnjevalnih spremenljivk na odvisno spremenljivko, predvsem pojasnjevalnih spremenljivk, katerih kazalnik učinkovitosti je bil najvišji.

Podobno kot pri bonitetnem modelu s finančnimi kazalniki tudi bonitetni model s preteklimi zamudami razvršča transakcije samo v prvi in peti bonitetni razred. Učinkovitost razvrščanja transakcij, ki so dejansko razvrščene v bonitetni razred 1, je odlična (95,84%), medtem ko je učinkovitost razvrščanja transakcij, ki so dejansko razvrščene v bonitetni razred 5, dobra (57,01%). Bonitetni model s preteklimi zamudami v primerjavi z modelom s finančnimi kazalniki boljše diskriminira med transakcijami, ki se redno plačujejo, in transakcijami, ki se plačujejo z veliko zamudo. Diskriminacijska moč modela pa ni dovolj visoka, da bi lahko transakcije, ki so plačane z različnimi zamudami (transakcije, dejansko razvrščene v razred 2,

3 in 4), učinkovito ločeval od transakcij, ki so redno plačane, in od tistih, ki so plačane z veliko zamudo.

Model s preteklimi zamudami pogosto kljub statistično značilnim razlikam v pojasnjevalnih spremenljivkah napačno razvršča transakcije, ki so dejansko v bonitetnih razredih 1 in 5, v bonitetni razred 1.

Tabela 20: Primerjava povprečnih vrednosti pojasnjevalnih spremenljivk transakcij, ki jih bonitetni model razvrsti v prvi bonitetni razred, dejansko pa so razvrščene v prvi in peti bonitetni razred.

Dejanski bonitetni razred	Napovedani bonitetni razred	Kratica pojasnjevalne spremenljivke							
		DODPD	DIZDD3	DIZDD4	DIZDD5	ZDODPD	ZSTIZST	NZSTIZST	ZMMZMST
1	1 ^a	0,10	0,00	0,00	0,00	0,04	0,04	0,34	8,15
5		0,22	0,02	0,01	0,01	0,13	0,12	0,14	14,22

Opombe:

- Povprečne vrednosti vseh pojasnjevalnih spremenljivk v posameznem bonitetnem so statistično značilno različne pri stopnji značilnosti $\alpha=0,01$ (dvostranski test).
- a: Transakcij, pri katerih je napovedani bonitetni razred 1, je 1.460.384. Pravilno razvrščenih je 1.057.711 transakcij ali 72,43% transakcij. Dejansko je v peti bonitetni razred razvrščenih 105.912 transakcij ali 7,25% transakcij, ki jih bonitetni model razvrsti v prvi bonitetni razred.

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

5.5. Občutljivost bonitetnih modelov na spremembo bonitetne lestvice in vzorca

Rezultati razvrščanja modela s finančnimi kazalniki in modela s preteklimi zamudami niso zadovoljivi, saj bonitetna modela ne nudita tako visoke stopnje uspešnosti razvrščanja kot jo nudijo osnovni naivni modeli. V tem poglavju poskušamo preizkusiti vpliv spremembe opredelitve bonitetne lestvice (problematičnosti transakcij) in vzorca transakcij na uspešnost razvrščanja obeh bonitetnih modelov. Pojasnjevalne spremenljivke obeh modelov in osnovna porazdelitvena funkcija (logistična porazdelitev) ne bosta spremenjeni. Pojasnjevalne spremenljivke so bile izbrane v skladu z relevantno metodologijo (kazalnik učinkovitosti in korelacijski koeficienti), medtem ko je logistična porazdelitvena funkcija najpogosteje uporabljena v primerljivih študijah.

V tabelah 21 in 22 so opredeljene dodatne tri petstopenjske in štiri dvostopenjske bonitetne lestvice. V bonitetni lestvici 1 so transakcije, katerih plačilo ni bilo zamujeno, osamljene v prvem bonitetnem razredu. Naslednji trije bonitetni razredi so oblikovani z upoštevanjem desetdnevne vrzeli v datumu plačila transakcije. Zadnji bonitetni razred je, podobno kot v privzeti bonitetni lestvici, odprt. Bonitetna lestvica 2 in bonitetna lestvica 3 sta oblikovani z enakim pristopom kot privzeta bonitetna lestvica, s to razliko, da so pri bonitetni lestvici 2 bonitetni razredi širši, medtem ko so pri bonitetni lestvici 3 ožji. Z vsebinskega vidika sta bonitetni lestvici 1 in 3 dobri, medtem ko je bonitetna lestvica 2 vprašljiva, saj v prvem bonitetnem razredu enači transakcije, ki pri plačilu niso zamujene, in transakcije, ki so zamujene 15 dni. Z vidika upnika takšen razpon problematičnosti ni sprejemljiv. Kljub pomanjkljivostim je bonitetna lestvica 2 vključena v analizo.

Tabela 21: Oblikovanje bonitetnih razredov v alternativnih petstopenjskih bonitetnih lestvicah.

Bonitetni razred	1	2	3	4	5
Privzeta bonitetna lestvica	0 – 10	11 – 20	21 – 30	31 – 40	41 ≤
Bonitetna lestvica 1	0	1 – 10	11 – 20	21 – 30	31 ≤
Bonitetna lestvica 2	0 – 15	16 – 30	31 – 45	46 – 60	60 ≤
Bonitetna lestvica 3	0 – 7	8 – 15	16 – 23	24 – 31	32 ≤

Opombi:

- Grafični prikaz porazdelitve transakcij med bonitetnimi razredi za alternativne bonitetne lestvice je podan v prilogi 11.
- Vrednosti prikazujejo razpon števila dni zamude pri plačilu transakcije, ki je razvrščen v določen bonitetni razred.

Vir: Lastno delo, 2004 .

Z oblikovanjem petih dvostopenjskih bonitetnih lestvic želimo preveriti, če je s postavitvijo zgolj dveh bonitetnih razredov mogoče uspešneje razvrščati transakcije. Dvostopenjske bonitetne lestvice so oblikovane tako, da je razred 1, ki predstavlja neproblematične transakcije, opredeljen vedno širše. Potrebno je poudariti, da je z vidika upnika opredelitev neproblematičnih transakcij v bonitetnih lestvicah 6, 7 in 8 neprimerna, saj je razpon neproblematičnosti transakcije preširok in vsebinsko neprimeren (bonitetna lestvica 7 enači transakcije, ki pri plačilu niso zamujene, s transakcijami, ki so pri plačilu zamujene 30 dni).

Tabela 22: Oblikovanje bonitetnih razredov v alternativnih dvostopenjskih bonitetnih lestvicah.

Bonitetni razred	1	2
Bonitetna lestvica 4	0	0 <
Bonitetna lestvica 5	0 – 10	10 <
Bonitetna lestvica 6	0 – 20	20 <
Bonitetna lestvica 7	0 – 30	30 <
Bonitetna lestvica 8	0 – 40	40 <

Opombi:

- Grafični prikaz porazdelitve transakcij med bonitetnimi razredi za alternativne bonitetne lestvice je podan v prilogi 11.
- Vrednosti prikazujejo razpon števila dni zamude pri plačilu transakcije, ki je razvrščen v določen bonitetni razred.

Vir: Lastno delo, 2004 .

Preizkušen je tudi vpliv spremembe vzorca transakcij na uspešnost razvrščanja. S spremembo vzorca modeliranja se oddaljujemo od cilja magistrske naloge, ki je postavitve generičnega bonitetnega modela. Z izborom novih vzorcev namreč s portfeljskega nivoja oblikovanja bonitetnega modela prehajamo na specifični nivo panoge in podjetja. Uspešnost razvrščanja obeh bonitetnih modelov je preizkušena na vzorcu transakcij, ki so jih sklenili dolžniki iz naključno izbranih petih panog in podjetij.

Panoge so opredeljene na podlagi prvih treh klasifikacijskih števil Standardne klasifikacije dejavnosti 2002. V analizo je po naključnem izboru vključenih naslednjih pet panog:

- SKD521: Trgovina na drobno v nespecializiranih prodajalnah,
- SKD453: Inštalacije pri gradnjah,
- SKD287: Proizvodnja drugih kovinskih izdelkov,
- SKD742: Prostorsko načrtovanje, projektiranje in tehnično svetovanje,
- SKD159: Proizvodnja pijač.

Podjetja so v analizo vključena po naključnem izboru. Predpogoj za vključitev podjetja v analizo je, da je podjetje izkazovalo vsaj 1.000 sklenjenih transakcij.

Tabela 23: Uspešnost razvrščanja bonitetnih modelov pri različnih opredelitvah petstopenjske bonitetne lestvice in vzorca (v %).

		Model s preteklimi zamudami				Model s finančnimi kazalniki			
		Privzeta bonitetna lestvica	Bonitetna lestvica			Privzeta bonitetna lestvica	Bonitetna lestvica		
			1	2	3		1	2	3
Privzeta vzorca		68,73	62,00	68,02	69,18	62,92	60,14	62,88	62,40
Panoga	521	72,42	64,32	71,20	72,42	74,90	67,76	74,32	75,14
	453	59,86	55,54	58,46	59,16	58,90	63,84	58,00	61,86
	287	65,40	58,72	64,36	65,04	59,48	52,78	58,62	59,20
	742	59,64	56,58	59,88	59,62	60,40	58,62	60,08	60,16
	159	83,58	82,93	83,99	83,83	85,61	83,41	84,28	85,30
Podjetje	Podjetje 1	72,46	52,00	72,38	72,20	92,82	92,82	92,82	92,82
	Podjetje 2	57,54	56,50	55,70	56,62	61,62	61,62	56,36	61,62
	Podjetje 3	99,42	99,42	99,42	99,42	-	-	-	-
	Podjetje 4	64,00	57,94	63,98	63,38	65,14	63,32	63,40	64,88
	Podjetje 5	97,42	97,34	97,42	97,26	98,00	98,00	98,00	98,00

Opombe:

- Panoge so določene na podlagi prvih treh klasifikacijskih števil Standardne klasifikacije dejavnosti.
- Uspešnost razvrščanja modela s finančnimi kazalniki pri podjetju 3 manjka, ker dotično nima objavljenih finančnih kazalnikov.

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003 in statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Tabela 24: Uspešnost razvrščanja bonitetnih modelov pri različnih opredelitvah dvostopenjske bonitetne lestvice in vzorca (v %).

		Model s preteklimi zamudami					Model s finančnimi kazalniki				
		Bonitetna lestvica					Bonitetna lestvica				
		4	5	6	7	8	4	5	6	7	8
Privzeta vzorca		74,50	77,94	82,24	85,24	87,82	62,84	64,18	73,52	80,50	85,90
Panoga	521	67,60	80,42	86,56	88,76	91,72	66,22	78,34	84,30	88,02	91,00
	453	76,82	73,36	73,68	75,90	78,90	80,76	79,90	75,64	70,12	68,64
	287	72,18	76,14	79,74	84,10	86,72	67,30	67,12	69,72	78,80	84,02
	742	71,36	71,74	75,60	82,38	88,62	65,02	63,88	72,80	81,34	87,94
	159	81,80	88,19	90,48	93,80	95,97	86,28	91,91	90,53	92,58	93,29
Podjetje	Podjetje 1	67,10	73,18	90,20	97,12	98,52	52,36	92,82	97,84	98,98	99,24
	Podjetje 2	92,30	86,02	76,54	69,32	67,98	96,24	90,08	81,74	76,78	71,84
	Podjetje 3	99,08	99,42	99,48	99,64	99,70	-	-	-	-	-
	Podjetje 4	65,62	64,04	68,38	71,56	76,80	62,92	66,96	70,50	70,32	69,78
	Podjetje 5	86,47	97,42	99,68	99,76	99,76	86,22	98,00	99,65	99,88	99,88

Opombe:

- Panoge so določene na podlagi prvih treh klasifikacijskih števil. Standardne klasifikacije dejavnosti.
- Uspešnost razvrščanja modela s finančnimi kazalniki pri podjetju 3 manjka, ker dotično nima objavljenih finančnih kazalnikov.
- Uporabljena kritična vrednost je 0,5.

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003 in statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Učinkovitost razvrščanja obeh bonitetnih modelov kljub drugačni opredelitvi petstopenjskih bonitetnih lestvic na privzetih vzorcih ni boljša. V vzorcih transakcij panog in podjetij je učinkovitost razvrščanja v povprečju višja. To je značilno predvsem v panogah 521 in 159 ter *Podjetju 3* in *Podjetju 5*, kjer je učinkovitost razvrščanja obeh bonitetnih modelov odlična. Povečana učinkovitost obeh bonitetnih modelov v obeh panogah in podjetjih je posledica skrajno desno asimetrične porazdelitve transakcij. V prvem bonitetnem razredu panoge 521 je prisotnih 68,6% vseh transakcij, pri panogi 159 83,3% transakcij, pri *Podjetju 3* 99,4% transakcij in pri *Podjetju 5* 97,40%. V ostalih vzorcih, kjer je porazdelitev transakcij med bonitetnimi razredi bolj enakomerna (v petem bonitetnem razredu *Podjetja 2* je 56,6% vseh transakcij), je uspešnost razvrščanja nižja.

Rezultati razvrščanja na ravni panoge in podjetja potrjujejo rezultate bonitetnih modelov v privzetem vzorcu, da oba bonitetna modela dobro razvrščata transakcije, ki so dejansko razvrščene v prvi bonitetni razred. Večji delež transakcij v prvem bonitetnem razredu povečuje učinkovitost bonitetnega modela. Širša opredelitev prvega bonitetnega razreda povečuje učinkovitost razvrščanja, vendar za ceno verodostojnosti bonitetnih modelov.

Bonitetna modela z dvostopenjskimi bonitetnimi lestvicami dajeta podobne rezultate. V panogah in podjetjih, kjer je delež transakcij v prvem bonitetnem razredu višji, dosežeta bonitetna modela višje učinkovitosti razvrščanja. Učinkovitosti razvrščanja se s širšo opredelitvijo prvega bonitetnega razreda (neproblematične transakcije) povečujejo. V povprečju je uspešnost razvrščanja bonitetnih modelov, osnovanih na dvostopenjskih bonitetnih lestvicah, višja, vendar je vsebinsko ozadje tako opredeljenih bonitetnih lestvic vprašljivo. V bonitetnih lestvicah 4 in 5 je namreč prvi bonitetni razred ozko določen, medtem

ko je v bonitetnih lestvicah 6, 7 in 8 razpon bonitetnega razreda preširok. Bonitetni modeli s tako opredeljenimi bonitetnimi lestvicami so za upnika pri napovedovanju plačilne discipline manj uporabni.

SKLEP

Namen magistrske naloge je poudariti, da obvladovana prodaja z odlogom plačila povečuje vrednost podjetja. Prodajo z odlogom plačila obvladujemo z orodji za napovedovanje plačilne discipline kupcev, med katerimi so najbolj razširjeni bonitetni modeli. Zato sta v magistrski nalogi s statističnimi metodami na osnovi izvedenih finančnih spremenljivk razvita dva bonitetna modela.

Posebnost obeh bonitetnih modelov, modela s finančnimi kazalniki in modela s preteklimi zamudami, je predmet modeliranja, ki ga bonitetna modela razvrščata v petstopenjsko bonitetno lestvico. Predmet razvrščanja je transakcija, ki jo skleneta kupec in prodajalec.

Bonitetni model s finančnimi kazalniki je osnovan na predpostavki, da je na podlagi vrednosti finančnih in nekaterih drugih kazalnikov mogoče napovedati plačilno disciplino kupca v prihodnosti. Neažurnost podatkov in panožno specifične porazdelitve vrednosti finančnih kazalnikov so razlog, da je učinkovitost razvrščanja tega bonitetnega modela nizka, saj transakcije razvršča v povprečju z 62,92% natančnostjo. Večji del napak pri razvrščanju transakcij pripada vrsti I, ki so v primerjavi z napakami vrste II izrazito dražje.

Bonitetni model s preteklimi zamudami razvršča transakcije na osnovi dolžnikove dinamike plačevanja obveznosti v kritičnem časovnem razponu pred trenutkom razvrščanja transakcije, ki je predmet analize. Bonitetni model s preteklimi zamudami učinkoviteje napoveduje plačilno disciplino kot bonitetni model s finančnimi kazalniki, saj je natančnost razvrščanja transakcij v povprečju 68,73%. Napaka vrste I je pri tem bonitetnem modelu manj pogosta. Takšne ugotovitve so pričakovane, saj bonitetni model s preteklimi zamudami temelji na bolj ažurnih podatkih, ki neposredno odražajo plačilno disciplino dolžnika v bližnji preteklosti.

Oba bonitetna modela zanesljivo razvrščata transakcije, ki so plačane brez zamude ali s kratko zamudo, manj zanesljivo pa razvrščata transakcije, ki so poravnane z večjo zamudo. Učinkovitost razvrščanja je, posledično, funkcija porazdelitve transakcij v vzorcih, saj je višja v vzorcih, kjer so transakcije porazdeljene asimetrično v desno. To potrjuje tudi testiranje vpliva spremembe vzorca in opredelitve bonitetne lestvice na učinkovitost razvrščanja.

Kakovost obeh bonitetnih modelov ocenjujemo s primerjavo uspešnosti razvrščanja transakcij z najučinkovitejšim naivnim bonitetnim modelom, bonitetnim modelom brez sprememb. Učinkovitost razvrščanja transakcij tega bonitetnega modela je v povprečju 80,33% in je višja od učinkovitosti razvrščanja obeh statistično modeliranih bonitetnih modelov. Naivni

bonitetni modeli so bolj stroškovno učinkoviti, manj strokovno zapleteni in temeljijo na lažje dostopnih informacijah.

Sklenem lahko, da so za prodajalca, ki se odloča o prodaji z odlogom plačila, uporabnejši naivni bonitetni modeli. Na podlagi teh ugotovitev zavračam ničelno hipotezo, da sta oba bonitetna modela, ki temeljita na izvedenih finančnih spremenljivkah, pri napovedovanju prihodnje plačilne discipline učinkovitejša od najučinkovitejšega naivnega bonitetnega modela.

Nizko učinkovitost razvrščanja obeh statistično razvitih bonitetnih modelov lahko upraviči več dejavnikov. Prvič, podatkovna baza ne vsebuje podatkov, če so terjatve prodajalcev zavarovane. Najpogostejši inštrumenti zavarovanja so: menica, zastavna pravica, poroštvo, bančna jamstva, itd. Zavarovanje terjatev odločujoče vpliva na prodajalčevo prodajno politiko in metodo izterjave. Če je terjatev zavarovana, se prodajalec odloča o prodaji z odlogom plačila tudi v primerih, ko se v odsotnosti zavarovanja ne bi odločil. Prodajalčev zadostni pogoj pri prodaji z odlogom plačila, ki še povečuje vrednost podjetja, ni več mejno tveganje neplačila. Zadostna pogoja pri zavarovanih terjativah sta zavarovani znesek in čas veljavnosti zavarovanja. Visok delež zavarovanih terjatev povzroča motnje pri napovedovanju plačilne discipline.

Drugič, podatke o transakcijah s kupci je posedovalo manjše število podjetij, kar pomeni, da sta bonitetna modela oblikovana z deležem transakcij, ki jih imajo kupci s svojimi dobavitelji. Višjo učinkovitost razvrščanja bi lahko dosegli, če bi bili na razpolago podatki o transakcijah posameznega kupca z vsemi dobavitelji.

Tretjič, cilj magistrske naloge je razviti generični bonitetni model za ocenjevanje plačilne discipline slovenskih podjetij. Zato sem predpostavljal, da imajo vsi prodajalci enake lastnosti. Kljub temu, da so prodajalci, ki so posredovali podatke o svojih transakcijah, iz iste panoge, razlike med njimi značilno vplivajo na učinkovitost razvrščanja bonitetnih modelov. Prodajalci se razlikujejo po prodajni politiki, saj imajo različne pogoje za prodajo z odlogom plačila (daljši odlog, različni limiti za prodajo z odlogom plačila) ali za prodajo s takojšnjim plačilom (popust za takojšnje plačilo – *cassasconto*). Razlikujejo se tudi po metodah in striktnosti izterjave, sankcijah v primeru neplačila (zamudne obresti, druge sankcije) in vrsti proizvoda (pokvarljivo blago, itd).

Zgornje pomanjkljivosti vplivajo tudi na učinkovitost razvrščanja naivnih bonitetnih modelov, zato je zlasti zanimivo, da naivni bonitetni model brez sprememb izkazuje višjo stopnjo učinkovitosti razvrščanja kot model s preteklimi zamudami. Oba modela temeljita na enakih predpostavkah in informacijah, vendar naj bi izvedene pojasnjevalne spremenljivke bonitetnega modela s preteklimi zamudami širše pojasnjevale plačilno disciplino dolžnika v preteklosti. Zato je bilo pričakovati, da bo učinkovitost razvrščanja transakcij tega modela

višja. Ugotavljam, da prodajalcu za učinkovito napovedovanje plačilne discipline kupca v prihodnosti zadošča informacija o kupčevi zamudi pri plačilu pretekle transakcije.

Nadaljnje raziskave bi ob predpostavki popolnejše podatkovne baze lahko izločile zgoraj naštetе pomanjkljivosti, ki povzročajo nizko učinkovitost razvrščanja bonitetnih modelov. Popolnejša podatkovna baza bi omogočila tudi spremembo parametra modeliranja iz tveganja neplačila v pričakovano izgubo v primeru neplačila, kar bi prodajalcu nudilo kvalitetnejše informacije pri odločitvah o prodaji z odlogom plačila.

Naivni bonitetni modeli in oba statistično razvita bonitetna modela napovedujejo kupčevo zamudo pri plačilu transakcije. Na osnovi te informacije se prodajalec odloči, ali prodati blago oziroma storitve z odlogom plačila ali ne. Popolnejši bonitetni modeli, ki bi temeljili tudi na elementih transakcije, ki je predmet analize, bi kupcu omogočali povečevati verjetnost točnega plačila. Opisne statistike so pokazale, da ni bistvene statistične povezave med zneskom transakcije in pogodbenim odlogom plačila transakcije ter zamudo pri plačilu transakcije. To je v nasprotju s teoretičnimi predpostavkami. Popolnejši bonitetni modeli bi prodajalcu nudili možnost, da s spreminjanjem pogodbenega odloga plačila in zneska transakcije zmanjšuje verjetnost neplačila in zamudo pri plačilu.

Danes ekonomski subjekti z uporabo bonitetnih modelov znižujejo kreditno tveganje in potencialne izgube, ki jih imajo pri prodaji z odlogom plačila. V prihodnje lahko pričakujemo, da se bo vloga bonitetnih modelov spremenila. Uporabljali se bodo za povečevanje donosnosti poslov, saj se bodo iz orodij za zmanjševanje tveganja prelevili v orodja za identifikacijo priložnosti in preusmeritev poslovanja k perspektivnejšim poslovnim partnerjem (Thomas, 2000, str. 150). Nova vloga bonitetnih modelov se bo odražala predvsem pri sklepanju kooperacijskih pogodb, oblikovanju in razvijanju partnerstev ter zavezništev in navezovanju podporne mreže podjetja.

LITERATURA

1. Alpert W., Raiffa H.: A Progress Report on the Training of Probability Assessors. V Kahneman D., Slovic P., Tversky A.: Judgement under uncertainty: Heuristics and biases. Cambridge: Cambridge University Press, 1982, str. 294-305.
2. Altman Edward: Corporate Finance Distress and Bankruptcy. New York: Wiley and Sons, 1993. 354 str.
3. Altman Edward: Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. Journal of Finance, (23) 1968, str. 589 – 609.
4. Altman Edward, Halderman R., Narayanan P.: Zeta Analysis. A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. Journal of Banking and Finance, 1977, str. 29-54.
5. Amemiya Takeshi: Advanced econometrics. Cambridge: Harvard University Press, 1985. 536 str.
6. Antonov Ivo: Crafting a Market Landscape. The Journal of Lending & Credit Risk Management, February 2000.

7. Aziz Adnan, Dar Hamayon: Predicting Corporate Bankruptcy: Whither do We Stand? Loughborough: Department of Economics, University of Loughborough, 2003. 51 str.
8. Back Barbro, Laitinen Teija, Sere Kaisa, van Wezel Michiel: Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis, and Genetic Algorithms. Turku: Turku School of Economics and Business Administration, 1996. 18 str.
9. Barber Brad, Odean Terrance: The Courage of Misguided Convictions. Davis: University of California, Davis, Graduate School of Management, 1999. 37 str.
10. Barnes Paul: The Analysis and Use of Financial Ratios. A Review Article. Journal of Business Finance & Accounting, 14 (1987), 4, str. 449-461.
11. Barniv Ran, Agarwal Anurag, Leach Robert: Predicting the Outcome Following Bankruptcy Filing: A Three-State Classification Using Neural Networks. International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 6 (1997), str. 117-194.
12. Barry Michael: Credit Management. West Sussex: John Wiley and Sons, 1997. 283 str.
13. Beaver W.: Financial Ratios as Predictors of Failure. Journal of Accounting Research, Supplement on Empirical Research Accounting, 1966, str. 71-111.
14. Berk Aleš: Plačilna sposobnost slovenskih podjetij in neposredni učinki njenega zakonodajnega urejanja. Ljubljana: Revizor, 3 (2004), str. 79-91.
15. Bernhardsen Eivind: A Model of Bankruptcy Prediction. Oslo: Norges Bank, 2001. 46 str.
16. Bernstein Leopold: Financial Statement Analysis. 4th Edition. Illinois: Irwin, 1989. 1003 str.
17. Blazenko George, Vandezande Kirk: The Product Differentiation Hypothesis for Corporate Trade Credit. Burnaby: Simon Fraser University Burnaby, British Columbia, 2001. 29 str.
18. Bole Velimir: Dinamika in mehanizmi neplačevanja. V Prašnikar Janez et al.: Analiza plačilnih navad in plačilne discipline v Sloveniji. Ljubljana: RCEF, 2002, str. 19-26.
19. Boritz J., Kennedy D., Albuquerque A.: Predicting Corporate Failure Using a Neural Network Approach. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 4 (1995), str. 95-111.
20. Brealey Richard, Myers Stewart: Principle of Corporate Finance. New York: McGraw-Hill, 1991. 924 str.
21. Brick E., Fung W.: Taxes and the Theory of Trade Debt. Journal of Finance, 5 (1988), 43, str. 1169-1176.
22. Brigham Eugene: Intermediate Financial Management. Fort Worth: Thomson Learning, 2002. 988 str.
23. Camoes Francisco, Hill Manuela: Consumer credit scoring models: Does the underlying probability distribution really matter? B.k.: Unide, 2001. 24 str.
24. Carling Kenneth, Jacobsen Tor, Linde Jesper, Rozsach Kasper: Capital Charges under Basel II: Corporate Credit Risk Modelling and the Macro Economy, 2002. 49 str.
25. Charitou Andreas, Charalombous Chris: The Prediction of Earnings Using Financial Statement Information: Empirical Evidence with Logit Models and Artificial Neural

- Networks. *Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance and Management*, 5 (1996), str. 199-215.
26. Chen K., Shimerda T.: An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios. *Financial Management*, 1981, str. 51-60.
 27. Cirman Andreja, Ferligoj Anuška, Prašnikar Janez, Valentinčič Aljoša: Risk Taking and Managerial Incentives During the Transition to a Market Economy: A Case of Slovenia. *Third International Conference on Enterprise in Transition*. Split, Šibenik: The Faculty of Economics, 1999, str. 370-373.
 28. Crouhy Michael, Galai Dan, Mark Robert: Prototype risk rating system. *Journal of Banking and Finance*, 25 (2001), str. 47-95.
 29. Cruces Juan: Statistical Properties of Sovereign Credit Ratings. San Andres: Washington University and Universidad de San Andres, Argentina, 2001.
 30. Emery G.: A Pure Financial Explanation for Trade Credit. *Journal of Finance and Quantitative Analysis*, 19 (1984), str. 271- 285.
 31. Emery G.: An Optimal Financial Response to Variable Demand. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 22(1987), str. 271-285.
 32. Emery G., Cogger K.: The Measurement of Liquidity. *Journal of Accounting Research*, 1982, str. 290-303.
 33. Engelmann Bernd, Hayden Evelyn, Tasche Dirk: Testing rating accuracy. [URL: <http://www.risk.net>; 2003], 12.1.2004.
 34. Escott Phil, Glormann Frank, Kocagil Ahmet: RiskCalc™ for Private Companies: The German model. Moody's Investors Service, Global Credit Research, 2001. 26 str.
 35. Estrella Arturo, Peristiani Stavros: Capital Ratios and Credit Ratings as Predictors of Bank Failures. V Ong Michael: *Credit Ratings. Methodologies, Rationale and Default Risk*. London: Risk Books, 2002, str. 233-260.
 36. Falkenstein Eric: Credit Scoring for Corporate Debt. V Ong Michael: *Credit Ratings. Methodologies, Rationale and Default Risk*. London: Risk Books, 2002, str. 169-188.
 37. Falkenstein Eric, Boral Andrew, Carty Lea: RiskCalc™ for Private Companies: Moody's Default Model. Rating Methodology. Moody's Investors Service, Global Credit Research, 2000. 87 str.
 38. Falkenstein Eric, Boral Andrew, Kocagil Ahmet : RiskCalc™ for Private Companies II: More Results and the Australian Model. Moody's Investors Service, Global Credit Research, 2000. 28 str.
 39. Ferris J.: A Transactions Theory of Trade Credit Use. *Quarterly Journal of Economics*, 96 (1981), str. 243-270.
 40. Fewings David: Unbiased trade credit decisions under imperfect information. *Advances in Working Capital Management*. JAI Press, 3 (1996), str. 103-120.
 41. Fritz Sebastian, Popken Lars, Wagner Christian: Scoring and Validating Techniques for Credit Risk Rating Systems. V Ong Michael: *Credit Ratings. Methodologies, Rationale and Default Risk*. London: Risk Books, 2002, str. 189-212.
 42. Galil Koresh: The Quality of Corporate Credit Rating. An Empirical Investigation. Tel-Aviv: Tel-Aviv University, 2002. 23 str., 37 pril.

43. Galitz Lawrence: Financial Engineering. Tools and Techniques to Manage Financial risk. New York: McGraw-Hill Trade, 1995. 216 str.
44. Gilbert L., Menon k., Schwartz K.: Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress. Journal of Business Finance, 1990, str. 161-171.
45. Gombola Michael, Ketz Edward: A Note on Cash Flow and Classification Patterns of Financial Ratios. The Accounting Review, 1 (1983), str. 105-114.
46. Greene William: Econometric Analysis. Forth edition. Upper Saddle River: Prentice Hall International, 2000. 1004 str.
47. Hamer M.: Failure prediction: Sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable set. Journal of Accounting and Public Policy, 4 (1983), 2, str. 289-307.
48. Hayden Evelyn: Modelling an Accounting-Based Rating System for Austrian Firms. Doctoral dissertation. Wien: Fakultät für Wirtschaftswissenschaften und Informatik Universität Wien, 2002. 125 str.
49. Herbst A.: Some Empirical Evidence on the Determinants of Trade Credit at the Industry Level of Aggregation. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 9 (1974), str. 377-394.
50. Holliwell John: The Financial Risk Manual. Second Edition. Upper Saddle River: Pretence Hall, 2000. 279 str.
51. Hosmer David, Lemeshow Stanley: Applied Logistic Regression. New York: John Wiley& Sons, 1989. 304 str.
52. Jain N.: Monitoring Costs and Trade Credit. Quarterly Review of Economics and Finance, 41 (2001), str. 89-110.
53. Johnesen T., Melicher R.: Predicting Corporate Bankruptcy and Financial Distress. Information Value Added by Multinomial Logit Models. Journal of Economics and Business, 1994, str. 269-286.
54. Jorion Philippe: Value at Risk. The new benchmark for Managing Financial risk. New York: McGraw-Hill, 2001. 17 str.
55. Joos Ph., Ooghe H., Sierens N.: Methodologie bij het opstellen en beoordelen vankredietclassificatiemodellen. Tijdschrift voor Economie en Management, 1 (1998), 43, str. 3-48.
56. Kahneman, D., Tversky, A.: The simulation heuristic. V Kahneman D., Slovic P., Tversky A.: Judgement under uncertainty: Heuristics and biases. Cambridge: Cambridge University Press, 1982, str. 201-208.
57. Kahya Emel, Theodossiou Panayiotis: Predicting Corporate Financial Distress. A Time-Series CUSUM Methodology. Camden: Ruthers University School of Business, 1996. 26 str.
58. Karakoulas Grigoris: Modelling Private Firm Default: Pfirm. Business Analytic Solutions, 2002. 37 str.
59. Kavčič Slavka, Slapničar Sergeja: Vpliv sprememb Slovenskih računovodskih standardov na kazalnike GZS. Ljubljana: Ekonomska fakulteta, Inštitut za računovodstvo in revizijo, 2004. 35 str.

60. Kendall Robin: Risk Management for Executives. London: Pitman Publishing, 1998. 252 str.
61. Khandani Bijan, Lozano Monica, Lea Carty: Moody's RiscCalc™ for Private Companies: The German Model. Rating Methodology. Moody's Investors Service, Global Credit Research, 2001. 22 str.
62. Koh Hian: The Sensitivity of Optimal Cut-off Points to Misclassification Costs of Type I and Type II in the Going-Concern Prediction Context. Journal of Business Finance & Accounting, 12 (1992), 2, str. 187 – 197.
63. Krahner Jan, Weber Martin: Generally accepted rating principles. A primer. Journal of Banking & Finance, 25 (2001), str. 3 – 23.
64. Lee Y., Stowe J.: Product Risk, Asymmetric Information, and Trade Credit. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 28 (1993), str. 285-300.
65. Lennox Clive: The Accuracy and Incremental Information Content of Audit Reports in Predicting Bankruptcy. Journal of Business, Finance and Accounting, 26 (1999), str. 757-778.
66. Lettmayr V.: Bilanzkennzahlen – Handbuch für Praktiker. Wien: Österreichisches Institut für Gewerbe-und Handelsforschung, 2001.
67. Lev B. in Sunder S.: Methodological issues in the use of financial ratios. Journal of Accounting and Economics, 1 (1979), 3, str. 187-210.
68. Lewellen Wilbur, McConnell John, Scott Johnatan: Capital Market Influences on Trade Credit Policies. Journal of Financial Research, III (1980), str. 105-113.
69. Lewis Richard, Pendrill David: Advanced Financial Accounting. Fifth Edition. London: Financial Times, Pitman Publishing, 1995. 689 str.
70. Libby R.: Accounting Ratios and the Prediction of Failure. Some behavioural evidence. Journal of Accounting Research, 1975, str. 150-161.
71. Long M., Malitz I., Ravid S.: Trade Credit, Quality Guarantees, and Product Marketability. Financial Management, 22 (1993), str. 117-127.
72. Longenecker Justin, Moore Carlos, Petty William: Credit Scoring and the Small Business. A Review and the Need for Research. Baylor University.
[URL:<http://www.usasbe.org/knowledge/proceedings/1997/P148Longenecker.PDF>], 24.1.2004.
73. Mossman Charles, Bell Geoffrey, Swartz Mick, Turtle Harry: An Empirical Comparison of Bankruptcy Models. The Financial Review, 1998, 33, str. 35-54.
74. Mramor Dušan: Teorija poslovnih financ. Ljubljana: Ekonomska fakulteta, 2000. 191 str.
75. Mramor Dušan, Košiček Aleš, Pahor Marko, Prusnik Matjaž, Valentinčič Aljoša, Verbošek Polona: Napovedovanje plačilne sposobnosti slovenskih podjetij v obdobju 1994-1997 (skupno poročilo o raziskovalnih nalogah). Ljubljana: CISEF, 1998. 122 str.
76. Mramor Dušan, Valentinčič Aljoša: Forecasting the liquidity of very small private companies. Journal of Business Venturing, 5225 (2003), str. 1 – 27.
77. Nadiri M.: The Determinants of Trade Credit in the U.S. Total Manufacturing Sector. Econometrica, 37 (1969), str. 408-423.

78. Neophytou Evridiki, Charitou Andreas, Charalambous Chris: Predicting Corporate Failure. Empirical Evidence for the UK. London, 2000. 28 str.
79. Ng C., Smith J., Smith R.: Evidence on the Determinants of Credit Terms Used in Interfirm Trade. *Journal of Finance*, 54 (1999), str. 1109-1129.
80. Nilsen J.: Trade Credit and the Bank Lending Channel. *Journal of Money, Credit and Banking*, 34 (2002), str. 226-253.
81. Odar Marjan: Podatki iz izkaza poslovnega izida. Ljubljana: Zveza računovodij in finančnikov, Iks, 4-6 (2005), str. 51-65.
82. Ohlson James: Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 1 (1980), 1, str. 109-131.
83. Ooghe Hubert, Claus Heidi, Sierens Nathalie, Camerlynck Jan: International Comparison of Failure Prediction Models From Different Countries : An Empirical Analysis. Ghent: Department of Corporate Finance, University of Ghent, 1999. 28 str.
84. Opler Tim, Pinkowitz Lee, Stulz Rene, Williamson Rohan: The Determinants and Implications of Corporate Cash Holdings. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 1997. 51 str.
85. Palepu K.: Predicting Takeover Targets: A Methodological and Empirical Analysis, *Journal of Accounting and Economics*, 8 (1986), str 3-36.
86. Peel Michael, Wilson Nicholas, Howorth Carole: Late Payment and Credit Management in the Small Firm Sector. Some Empirical Evidence. Leeds: Leeds University Business School, 1999. 30 str.
87. Peterlin Jožko: Finančna tveganja v računovodski praksi. Ljubljana: Inštitut za računovodstvo in revizijo, Iks, 8 (2004), str. 96-98.
88. Petersen Mitchell, Rajan Raghuram: Trade Credit: Theories and Evidence. *Review of Financial Studies*, 10 (1997), str. 661-691.
89. Pinches G., Mingo K., Carauthers J: The Stability of Financial Patterns in Industrial Organisations. *Journal of Finance*, 28 (1972), 2, str. 389-396.
90. Platt Harlan, Platt Marjorie: A Note on the Use of Industry-Relative Ratios in Bankruptcy Prediction. *Journal of Banking and Finance*, 15 (1990), 5, str. 1184-1194.
91. Platt Harlan, Platt Marjorie, Pedersen J.: Bankruptcy Discriminant with Real Variables. *Journal of Business Finance & Accounting*, 1994, str. 491-510.
92. Prašnikar Janez, Debeljak Žiga: Ekonomski modeli za poslovno odločanje. Ljubljana: Gospodarski Vestnik, 1998. 435 str.
93. Prašnikar Janez: Uvod v mikroekonomijo. Ljubljana: Ekonomska fakulteta, 1999. 326 str.
94. Prašnikar Janez: Medium-Sized Firms and Economic Growth. New York: Nova Science Publishers, 2004. 336 str.
95. Prašnikar Janez, Pahor Marko, Cirman Andreja: Plačilna nedisciplina slovenskih podjetij in primerjava s podjetji v drugih državah. V Prašnikar Janez: Primerjajmo se z najboljšimi. Ljubljana: Finance, 2002, str. 291 - 315.
96. Prusnik Matjaž: Finančna analiza za potrebe lastnika na primeru Slovenije. Zbornik 31. simpozija o sodobnih metodah v računovodstvu in poslovnih financah. Portorož: Zveza ekonomistov Slovenije, 1999, str. 367-379.

97. Rees Bill: Financial Analysis. 1st Edition. Hertfordshire: Pretence Hall International, 1990. 408 str.
98. Rouault Robert, Kaufman Daniel: A role for trade credit in an efficient market. *Advances in Working Capital Management*. JAI Press, 3 (1996), str. 87-101.
99. Ryan Thomas: Modern regression methods. New York: John Wiley & Sons, 1997. 536 str.
100. Schuermann Til: What Do We Know About Loss Given Default. London: Credit Risk Models and Management, 2004. 20 str.
101. Schwartz R.: An Economic Model for Credit Decision. *Amsterdam: Handbook of Financial Economics*, 1979, str. 357 – 373.
102. Schwartz R., Whitcomb D.: The Trade Credit Decision. V Biscksler J.: *Handbook of Financial Economics*. Amsterdam, 1974.
103. Sedej Lidija: Obvladovanje kreditnega tveganja izvoznih poslov z optimalno izbiro zavarovanja. Magistrsko delo. Ljubljana: Ekonomska fakulteta, 2004. 111 str.
104. Sharma Subhash: Applied Multivariate Techniques. New York: John Wiley & Sons, 1995. 493 str.
105. Siegel Sidney, Castellan John: Non-parametric Statistics for the Behavioral Sciences. Second edition. Singapore: McGraw-Hill, 1988. 391 str.
106. Sheppard Jerry: The Dilemma of Matched Pairs and Diversified Firms in Bankruptcy Prediction Models. *The Mid-Atlantic Journal of Business*, 30 (1994), 1, str. 9-25.
107. Shirata Yoshiko: Financial Ratios as Predictors of Bankruptcy in Japan. An Empirical Research. Tokyo: Tsukuba College of Technology Japan, 1998. 11 str. 6 pril.
108. Slapar Andreja: Sprememba revalorizacije v novih SRS. Ljubljana: Ekonomska fakulteta, 2002. 46 str.
109. Smith J., Schnucker C.: An Empirical Examination of Organisational Structure: The Economics of the Factoring Decision. *Journal of Corporate Finance*, 1 (1993), str. 119-138.
110. Sobehart J., Keenan S., Stain R.: Benchmarking quantitative default risk Models: A validation methodology. New York: Moody's Rating Methodology, 2000.
111. Stein Roger: Benchmarking Default Prediction Models. Pitfalls and Remedies in Model Validation. New York: Moody's KMW, 2002. 31 str.
112. Stump Pamela: Credit Considerations in Assigning a Caa1. New York: Moody's Investors Service, 1999.
113. Sudarsanam P., Taffler R.: Financial Ratio Proportionality and Inter-temporal Stability: An Empirical Analysis. *Journal of Banking & Finance*, 19 (1995), 1, str. 45-60.
114. Thomas Lyn: A survey of credit and behavioural scoring: Forecasting financial risk of lending to customers. *International Journal of Forecasting*, 16 (2000), str. 149-172.
115. Valentinčič Aljoša: Analiza poslovanja slovenskih podjetij po panogah v letih 1996 in 1997 z vidika plačilne sposobnosti podjetij. Zbornik 31. simpozija o sodobnih metodah v računovodstvu in poslovnih financah. Portorož: Zveza ekonomistov Slovenije, 1999, str. 344-355.

116. Valentinčič Aljoša: Napovedovanje plačilne sposobnosti mikropodjetij v Sloveniji. Magistrsko delo. Ljubljana: Ekonomska fakulteta, 1999a, 84 str., 65 pril.
117. Van Der Wijst Nico, Hol Suzan: Trade Credit in Europe. 31st Meeting of the European Working Group on Financial Modelling. Agia Napa: European Working Group on Financial Modelling, 2002. 15 str.
118. Watson John, Everett Jim: Defining Small Business Failure. International Small Business Journal, 11 (1993), 3, str. 35-48.
119. Weston Fred, Coperland Tomas: Managerial Finance. 8th Edition. London: The Dreyden Press, 1986. 1935 str.
120. Wertheim Paul, Robinson Michael: Issues in Forecasting Company Liquidity. Business Credit, 1993, str. 14-17.
121. White Gerald, Sondhi Ashwinpaul, Fried Dow: The Analysis and Use of Financial Statements. Second Edition. New York: John Wiley & Sons, 1998. 1224 str.
122. Wilson N., Summers B.: Trade Credit Terms Offered by Small Firms: Survey Evidence and Empirical Analysis. Journal of Business Finance and Accounting, 29 (2002), str. 317-351.
123. Wilson N., Watson K., Singleton C., Summers B.: Credit Management, Late Payment and the SME Business Environment: A Survey. Bradford: University of Bradford, Credit Management Research Group, 1996.
124. Zavgren Christine: The Prediction of Corporate Failure: The State of the Art. Journal of Accounting Literature, 2 (1983), str. 1-37.
125. Ziane Ydriss: An Investigation into the Determinants of Trade Credit Use by French Small and Medium Enterprises. Paris: M.O.D.E.M, University of Paris X-Nanterre, 2003. 43 str.

VIRI

1. Analiza plačilnih navad in plačilne discipline v Sloveniji. Ljubljana: RCEF, 2002.
2. Analysis of Categorical Dependant Variables. Indiana University, 2000. [URL: // ~statmath/stat/all/cat/printable.html], 23.10.2004.
3. European Payments Habits Survey, NOP, 1997.
4. Informacija o pravnih osebah z dospelimi neporavnanimi obveznostmi. Ljubljana: Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve, 3 (2003). 19 str.
5. Measuring the Discriminative Power of Rating Systems, 2003.
6. Metodološko navodilo za predložitev letnih poročil in drugih podatkov gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov posameznikov (Ur.l. 7/2004 s popravki in dopolnitvami).
7. Mramor Dušan: Slovar poslovno-finančnih izrazov: slovensko-angleški, angleško-slovenski. Ljubljana: Gospodarski vestnik, 1999. 116 str.
8. Obligacijski zakonik (Ur.l. 83/2001 s popravki in dopolnitvami).
9. Sklep o ustanovitvi Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (Ur.l. 53/2002 s popravki in dopolnitvami).

10. Slovenski računovodski standardi 2001. Ljubljana: Slovenski inštitut za revizijo, 2002. 311 str.
11. SPSS Advanced Models 10.0. Chicago: Prentice Hall, 1999. str. 244.
12. Zakon o gospodarskih družbah (Ur.l. 30/1993 s popravki in dopolnitvami).
13. Zakon o finančnem poslovanju podjetij (Ur.l. RS št. 54/1999).

SLOVARČEK SLOVENSКИH PREVODOV TUJIH IZRAZOV

A	
Accounts receivable	Terjatve do kupcev
Accuracy ratio	Kazalnik učinkovitosti
Adjacent-category model	Pristop sosednje kategorije
Aging schedule	Shema staranja terjatev do kupcev
B	
Best guess model	Model prvega bonitetnega razreda
C	
Cash conversion cycle	Dnevi vezave denarja
Cash discount (cassasconto)	Popust za takojšnje oziroma pravočasno plačilo
Collateral	Sekundarno zavarovanje
Continuation ratio model	Pristop trajnostnega razmerja
Credit rating	Bonitetna lestvica
Credit worthiness	Kreditna sposobnost
Critical time horizon	Kritični časovni razpon
Cumulative accuracy profile	Kumulativni učinkovitostni profil
Cut-off value	Optimalna kritična vrednost
D	
Days sales outstanding	Dnevi vezave terjatev do kupcev
Default	Nastop neplačila (neplačilo)
Default probability	Tveganje neplačila
E	
exposure-to-default	Izpostavljenost tveganju neplačila
External validation	Zunanja veljavnost
F	
Free trade credit	Komercialni kredit brez stroškov financiranja
G	
Generalized linear model	Posplošeni linearni model
Inventory conversion period	Doba vezave zalog
L	
Liquidity of a company	Plačilna sposobnost podjetja
Liquidity risk	Tveganje nelikvidnosti
Logistic regression	Logistična regresija
Loss-given-default	Izguba v primeru neplačila
M	
Maximum likelihood estimates	Cenilka največjega verjetja
Maximum likelihood function	Funkcija največjega verjetja
Modelling parameter	Parameter modeliranja
Modelling subject	Predmet modeliranja
Moving average model	Model z drsečimi sredinami
N	
No change model	Model brez sprememb
Non-problematic company	Neproblematično podjetje
O	
Odds ratio	Indeks verjetnosti
Out-of-sample	Izven vzorca
P	
Payment deferral period	Doba vezave obveznosti do dobaviteljev
Payment pattern approach	Metoda vzorca plačila
Problematic company	Problematično podjetje
Proportional odds model	Pristop sorazmernih indeksov verjetnosti
R	
Random-walk model	Model z naključnimi spremembami
Rating	Bonitetna ocena
Rating model	Bonitetni model
Rating scale	Bonitetna lestvica
Recovery rate	delež plačane terjatve

S	
Sales on trade credit	Prodaja z odlogom plačila
T	
Type I error (type II error)	Napaka vrste I (napaka vrste II)
W	
Winsorisation	Popravljanje skrajnih in nesmiselnih vrednosti kazalnikov

PRILOGE

Priloga 1: Opredelitev sintetičnega kazalnika velikosti podjetja po ZGD

Določbe 51. člena ZGD določajo, da se družbe razvrščajo na majhne, srednje in velike na podlagi upoštevanja naslednjih meril: število zaposlenih, prihodki in povprečna vrednost aktive po letnih računovodskih izkazih v zadnjem poslovnem letu.

Za majhno družbo velja tista družba, ki izpolnjuje vsaj dve izmed naštetih meril:

- povprečno število zaposlenih ne presega 50;
- povprečni letni prihodki so manjši od 200.000.000 tolarjev;
- povprečna letna vrednost aktive na začetku in koncu poslovnega leta ne presega 100.000.000 tolarjev.

Za srednjo družbo velja tista družba, ki je ni mogoče uvrstiti med male, izpolnjuje pa najmanj dve izmed naslednjih meril:

- povprečno število zaposlenih ne presega 250;
- povprečni letni prihodki so manjši od 800.000.000 tolarjev;
- povprečna letna vrednost aktive na začetku in koncu poslovnega leta ne presega 400.000.000 tolarjev.

Za veliko družbo se šteje družba, ki presega najmanj dve merili iz prejšnjega odstavka; v vsakem primeru se za velike družbe štejejo:

- banke;
- zavarovalnice;
- povezane družbe iz 460. člena ZGD, ki so po 60. členu ZGD dolžne predložiti konsolidirane izkaze.

V tej magistrski nalogi so bili uporabljeni podatki o velikosti podjetja v letu 2003. Majhne družbe so označene z 1, srednje z 2, velike pa s 3.

Priloga 2: Analitični zapis bilance stanja in izkaza uspeha finančnih kazalnikov z AOP označbami pred letom 2002 in po letu 2002.

Tabela 2-1: Analitični zapis bilance stanja z AOP označbami pred letom 2002 in po letu 2002.

Zap. št.	Računovodska kategorija	Kratica	Analitični zapis računovodske kategorije	
			Po letu 2002	Pred letom 2002
1	SREDSTVA	TA	001	019
2	Stalna sredstva	FA	002	001
3	Neopredmetena dolgoročna sredstva	IntA	003	002
4	Opredmetena osnovna sredstva	TanA	009	003
5	Dolgoročne finančne naložbe	LtInv	017	006
6	Gibljava sredstva	CA	022	008
7	Zaloge	Inv	023	009
8	Poslovne terjatve	AR	029	014+015
9	Kratkoročne finančne naložbe	StInv	041	016
10	Dobroimetja pri bankah, čeki in gotovina	Cash	046	017
11	Aktivne časovne razmejitve	Aac	047	018
12	OBVEZNOSTI DO VIROV SREDSTEV	Liab	049	036
13	Kapital	Eq	050	021
14	Zadržani dobiček	RE	(055+060-061+062-063+064)	(024+025-026+027+028+029)
15	Finančne in poslovne obveznosti	Tdebt	068+067+082	031+032+030+035
16	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	CL	075+082	032+035
17	Obveznosti do dobaviteljev	AP	(078+081)	033
18	Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti	LtLiab	068	031
19	Rezervacije	Prov	067	032

Opomba: Zunajbilančna sredstva in obveznosti smo zanemarili.

Vir: Prusnik, 1997, str. 16-27; Valentinčič, 1999, str. 42-45.

Tabela 2-2: Analitični zapis izkaza uspeha z AOP označbami pred letom 2002 in po letu 2002.

Zap. št	Računovodska kategorija	Kratica	Analitični zapis računovodske kategorije	
			Po letu 2002	Pred letom 2002
20	PRIHODKI	TR	(090+099+101+127+154)	(050+057+058+074+081)
21	Prihodki iz poslovanja	Sales	(090+099+101)	(050+057+058)
22	Čisti prihodki od prodaje proizvodov in storitev na tujem trgu	EX	(095+096)	(052+054)
23	Izredni prihodki	EI	154	081
24	POSLOVNI ODHODKI	OpExp	103	(060+064+068+069+070+071)
25	Stroški blaga, materiala in storitev	CAP	104	060
26	Stroški dela	Wage	115	064
27	Odpisi vrednosti			
28	Amortizacija neopredmetenih dolgoročnih sredstev in opredmetenih osnovnih sredstev	Dep	121	068
29	POSLOVNI IZID IZ POSLOVANJA	EBIT	(125-126)	(072-073)
30	FINANČNI PRIHODKI			
31	FINANČNI ODHODKI			
32	Finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti	IntExp	146	078
33	ČISTI POSLOVNI IZID IZ REDNEGA DELOVANJA	InEX	152-153	079-080
34	IZREDNI PRIHODKI			
35	IZREDNI ODHODKI	EE	157	084
36	POSLOVNI IZID ZUNAJ REDNEGA DELOVANJA	ExI	(160-161)	(081-084)
37	DAVKI SKUPAJ			
38	ČISTI POSLOVNI IZID OBRAČUNSKEGA OBDOBJA	NI	(167-168)	(090-091)
POSEBNE RAČUNOVODSKE KATEGORIJE POSLOVNEGA IZIDA				
39	Čisti dobiček obračunskega obdobja – dobiček zunaj rednega delovanja	NI2	NI-(EI-EE)	NI-(EI-EE)
40	Dobiček iz poslovanja 2	EBIT2	EBIT-(EI-EE)	EBIT-(EI-EE)
41	Dobiček iz poslovanja brez amortizacije	EBITDA	(125-126-120)	072-073+068+069
42	Kosmati dobiček	GP	(TR-CAP)	(TR-CAP)

Vir: Prusnik, 1997, str. 16-27; Valentinčič, 1999, str. 42-45.

Tabela 2-3: Analitični zapisi finančnih kazalnikov z AOP oznakami pred letom 2002 in po letu 2002.

Zap.št.	Kratica	Kazalnik	Analitični zapis računovodskega kazalnika	
			Po letu 2002	Pred letom 2002
1	ApCAP	Obveznosti do dobaviteljev/Stroški blaga, materiala in storitev	(078+081)/CAP	033/CAP
2	ApMat	Obveznosti do dobaviteljev/Stroški materiala	(078+081)/(105+106)	033/(061+062)
3	ApSales	Obveznosti do dobaviteljev/Prihodki iz poslovanja	(078+081)/Sales	033/Sales
4	ARCA	Poslovne terjatve/Gibljava sredstva	029/022	(014+015)/008
5	ArCAP	Poslovne terjatve/Stroški blaga, materiala in storitev	029/104	(014+015)/060
6	ArEBIT	Poslovne terjatve/Dobiček iz poslovanja	029/(125-126)	(014+015)/(072-073)
7	ArInv	Poslovne terjatve / Zaloge	029/023	(14+15)/009
8	ArLiab	Poslovne terjatve/Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti	029/(069+069)	(014+015)/(031+030)
9	ARLiabIn	Poslovne terjatve/ (Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti-Neopredmetena dolgoročna sredstva-Denarna sredstva)	029/(069+067-003-046)	(014+015)/(031+030-002-017)
10	ArSales	Poslovne terjatve/ Prihodki iz poslovanja	029/Sales	(014+015)/Sales
11	CASales	Gibljava sredstva/Prihodki iz poslovanja	022/Sales	008/Sales
12	FATA	Stalna sredstva/Sredstva	002/001	001/019
13	InvCAP	Zaloge/Stroški blaga, materiala in storitev	023/104	009/060
14	InvMat	Zaloge/Stroški materiala	023/(105+106)	009/(061+062)
15	InvOpInc	Zaloge/Dobiček iz poslovanja	023/(125-126)	009/(072-073)
16	InvSales	Zaloge/Prihodki iz poslovanja	023/Sales	009/Sales
17	InvTA	Zaloge/Sredstva	023/001	009/019
18	LiabSale	Finančne in poslovne obveznosti/Prihodki iz poslovanja	(068+067+082)/Sales	(031+032+030+035)/Sales
19	SalesFA	Prihodki iz poslovanja/Stalna sredstva	Sales/002	Sales/001
20	SalesTA	Prihodki iz poslovanja/Sredstva	Sales/001	Sales/019
21	TanASale	Opredmetena osnovna sredstva/Prihodki iz poslovanja	009/Sales	003/Sales
22	CapExp	Stalna sredstva v preteklem obdobju-Stalna sredstva-Amortizacija/Sredstva	(p002-002-121)/001	(ap001-001-068)/019
23	CF1	Čisti dobiček+amortizacija/Sredstva	(NI+121)/001	(NI+068)/019
24	CFO	Dobiček iz poslovanja po davkih+amortizacija/Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	((125-126)*(1-0,25)+121)/CL	((072-073)*(1-0,25)+068)/CL
25	NWCCL	Neto obratna sredstva/Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	(022-075)/CL	(008-032)/CL
26	NWCInv	Naložbe v neto obratna sredstva/Sredstva	((075+082)-(p075+p082)-((023+029+047)-(p023+p029+p047)))/001	((033+035)-(ap033+ap035)-((009+015+018)-(ap009+ap015+ap018)))/019
27	NWCSales	Neto obratna sredstva/Prihodki iz poslovanja	(022-075)/Sales	(008-032)/Sales
28	NWCTA	Neto obratna sredstva/Sredstva	(022-075)/001	(008-032)/019
29	EBITAp	Dobiček iz poslovanja/Obveznosti do dobaviteljev	125/(078+081)	072/033
30	EBITSale	Čisti dobiček iz poslovanja/Prihodki iz poslovanja	(125-126)/Sales	(072-073)/Sales
31	FLE	Čisti dobiček/Dobiček iz poslovanja	(167-168)/(125-126)	(090-091)/072
32	GPM	Čisti dobiček-stroški blaga, materiala in storitev/Prihodki iz poslovanja	(090-104)/Sales	(050-060)/Sales
33	K1	Bruto dobiček-Dobiček iz poslovanja/Prihodki	(GP-EBI)/TR	(GP-EBIT)/TR
34	K3	Prihodki iz poslovanja - Čisti dobiček-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)/Prihodki	(Sales-NI2)/TR	(Sales-NI2)/TR

Nadaljevanje tabele 2-3: Analitični zapisi finančnih kazalnikov z AOP oznakami pred letom 2002 in po letu 2002.

			Analitični zapis računovodskega kazalnika	
Zap.št.	Kratika	Kazalnik	Po letu 2002	Pred letom 2002
35	NIExTA	Čisti dobiček-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)/Sredstva	((167-168)-(160-161))/001	((090-091)-(081-084))/t019
36	NiSales	Čisti dobiček/Prihodki iz poslovanja	(167-168)/Sales	(090-091)/Sales
37	NITA	Čisti dobiček/Sredstva	(167-168)/001	(090-091)/019
38	NITR	Čisti dobiček/Prihodki	NI/TR	NI/TR
39	OpExpSal	Poslovni odhodki/Prihodki iz poslovanja	103/Sales	(060+064+068+069+070+071)/Sales
40	Prof1	Čisti dobiček iz rednega delovanja+Amortizacija-Davek/Sredstva	((152-153)+121-166)/001	((079-080)+068-089)/019
41	RETA	Zadržani dobiček/Sredstva	RE/001	RE/019
42	ROA	Dobiček iz poslovanja/Sredstva	(125-126)/001	(072-073)/019
43	Age	Zadržani dobiček/Knjigovodska vrednost kapitala (starost)	RE/050	RE/21
44	EEI	(Izredni odhodki-Izredni odhodki v preteklem obdobju)/ Izredni odhodki v preteklem obdobju	(157-p157)/p157	(084-ap084)/ap084
45	EII	(Izredni prihodki-Izredni prihodki v preteklem obdobju)/ Izredni prihodki v preteklem obdobju	(154-p154)/p154	(081-ap081)/ap081
46	EXS	Prihodki od izvoza/Prihodki iz poslovanja	(095+096)/Sales	(052+054)/Sales
47	TXTR	Davek od dobička/Prihodki	166/TR	089/TR
48	VAT	Zavezanost za davek na dodano vrednost	090+099+127+154-098	050+057+074+081-056
49	WageEmp	Stroški dela/Število zaposlenih	115/169	064/092
50	WageGr2	(Povprečni stroški dela - povprečni stroški dela preteklega obdobja)/ Povprečni stroški dela preteklega obdobja	((115/169)- (p115/p169))/(p115/p169)	((064/092)-(ap064/ap092))/(ap064/ap092)
51	WageGrow	Rast povprečnih stroškov dela/Rast prihodkov	WageGrowth/((090+099+101+127+154- (p090+p090+p101+p127+p154))/ (p090+p090+p101+p127+p154))	WageGrowth/((050+057+058+074+081- (ap050+ap057+ap058+ap074+ap081))/ (ap050+ap057+ap058+ap074+ap081))
52	ArAp	Poslovne terjatve/Obveznosti do dobaviteljev	029/(078+081)	(014+015)/033
53	CAL	Gibljava sredstva/Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti	022/(069+067)	008/(031+030)
54	CashSale	Denarna sredstva/Prihodki iz poslovanja	046/Sales	017/Sales
55	CashTA	Denarna sredstva/Sredstva	046/001	017/019
56	CATA	Gibljava sredstva/Sredstva	022/001	008/019
57	CCC	Doba vezave denarja (DSP+PDP+ICP)	((023/Sales/365)+(029/Sales/365)- ((078+081)/CAP/365))	((009/Sales/365)+((014+015)/Sales/365)+ (033/CAP/365))
58	CLTA	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti/Sredstva	CL/001	CL/019
59	Current	Gibljava sredstva /Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	022/CL	008/CL
60	DSO	Poslovne terjatve / Prihodki iz poslovanja / 360	029/Sales/360	(14+15)/Sales/360
61	EqFA	Kapital/Stalna sredstva	050/002	021/001
62	FITA	Kratkoročne in dolgoročne finančne naložbe / Sredstva	(017+041)/001	(006+016)/019
63	ICP	Zaloge/Prihodki iz poslovanja/360	023/Sales/360	009/Sales/360
64	Liq1	Denarna sredstva - Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti/Prihodki iz poslovanja	(046-CL)/Sales	(017-CL)/Sales
65	NWCCA	Neto obratna sredstva/Gibljava sredstva	(022-075)/022	(008-032)/008
66	PDP	Obveznosti do dobaviteljev/Stroški blaga, materiala in storitev/360	(078+081)/CAP/360	033/CAP/360
67	PDPDSO	Število dni obračanja denarja dobaviteljev (PDP-DSO)	PDP-DSO	PDP-DSO
68	PDPICP	Financiranje proizvodnje z obveznostmi do dobaviteljev (PDP-ICP)	PDP-ICP	PDP-ICP

Nadaljevanje tabele 2-3: Analitični zapisi finančnih kazalnikov z AOP oznakami pred letom 2002 in po letu 2002.

Zap.št.	Kratica	Kazalnik	Analitični zapis računovodskega kazalnika	
			Po letu 2002	Pred letom 2002
69	QACL	Denarna sredstva+Kratkoročne finančne naložbe+Poslovne terjatve/ Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	(022-023)/CL	(008-009)/CL
70	QASales	Denarna sredstva+Kratkoročne finančne naložbe+Poslovne terjatve/Prihodki iz poslovanja	(022-023)/Sales	(008-009)/Sales
71	QQR	Denarna sredstva/Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	046/CL	017/CL
72	Qr	Gibljava sredstva-Zaloge/Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti	(022-023)/CL	(008-009)/CL
73	SdebtTDe	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti/Finančne in poslovne obveznosti	CL/Tdebt	CL/Tdebt
74	EBITDACo	Dobiček iz poslovanja pred odpisi vrednosti/Finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti	(125-126+120)/146	(072-073+068+069)/078
75	TIE	Dobiček iz poslovanja/Finančni odhodki za obresti in iz drugih obveznosti	(125-126)/146	(072-072)/078
76	EBITEmp	Dobiček iz poslovanja /Število zaposlenih	(125-126)/169	(072-073)/092
77	EBITWage	Dobiček iz poslovanja /Stroški dela	(125-126)/115	(072-073)/064
78	GPEmp	Bruto marža/Število zaposlenih	((Sales-104)/090)/169	((Sales-060)/050)/092
79	MatEBIT	Stroški dela/Dobiček iz poslovanja	(105+106)/(125-126)	(061+062)/(072-073)
80	NIEmp	Čisti dobiček/Število zaposlenih	NI/169	NI/092
81	SAEmp	Stroški dela in storitev/Število zaposlenih	(110+115)/169	(063+064)/092
82	SalesEmp	Prihodki iz poslovanja/Število zaposlenih	Sales/169	Sales/092
83	SalesMat	(Prihodki iz poslovanja-Stroški materiala)/Stroški dela	(Sales-(105+106))/115	(Sales-(061+062))/064
84	TAEmp	Sredstva/Število zaposlenih	001/169	019/092
85	TanAEmp	Opredmetena osnovna sredstva/Število zaposlenih	009/169	003/092
86	TREmp	Prihodki/Število zaposlenih	TR/169	TR/092
87	TRTA	Prihodki/Sredstva	TR/TA	TR/TA
88	VAEmp	Dodana vrednost na zaposlenega	(102-104-124)/169	(059-060-071)/092
89	WageSale	Stroški dela/Prihodki iz poslovanja	115/Sales	064/Sales
90	GrowthOp	Dobiček iz poslovanja v tekočem obdobju/Dobiček iz poslovanja v preteklem obdobju	(125-126)/(p125-p126)	(072-073)/(ap072-ap073)
91	GrowthSa	Prihodki iz poslovanja v tekočem obdobju/Prihodki iz poslovanja v preteklem obdobju	090/p090	050/ap050
92	GrowthTA	Sredstva v tekočem obdobju/Sredstva v preteklem obdobju	001/p001	019/ap019
93	ApLiab	Obveznosti do dobaviteljev/Finančne in poslovne obveznosti	(078+081)/Tdebt	033/Tdebt
94	ApTA	Obveznosti do dobaviteljev/Sredstva	(078+081)/001	033/019
95	ApTATan	Obveznosti do dobaviteljev/Sredstva-Neopredmetena dolgoročna sredstva	(078+081)/(001-003)	033/(019-002)
96	BkvalEqT	Knjigovodska vrednost kapitala/Sredstva	050/001	021/019
97	CLSales	Kratkoročne finančne in poslovne obveznosti/Prihodki iz poslovanja	CL/Sales	CL/Sales
98	DebtTA	Finančne in poslovne obveznosti/Opredmetena osnovna sredstva	Tdebt/001	Tdebt/t019
99	EqTA	Kapital / Sredstva	050/090	021/050
100	K2	(Dobiček iz poslovanja-Čisti dobiček-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)/Celotni prihodki	(EBI-NI2)/TR	(EBIT-NI2)/TR
101	K4	Dobiček iz poslovanja-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)-Čisti dobiček-(Izredni prihodki-Izredni odhodki)/Celotni prihodki	(EBI2-NI2)/TR	(EBIT2-NI2)/TR

Nadaljevanje tabele 2-3: Analitični zapisi finančnih kazalnikov z AOP oznakami pred letom 2002 in po letu 2002.

Zap.št.	Kratica	Kazalnik	Analitični zapis računovodskega kazalnika	
			Po letu 2002	Pred letom 2002
102	Lev1	Obveznosti do virov sredstev/Stalna sredstva+Dolgoročne poslovne terjatve+Zaloge	(050+067+068+082)/(002+030+023)	(021+030+031+032+035)/(001+014+009)
103	LevCh2	(Obveznosti do dobaviteljev/Sredstva)/ (Obveznosti do dobaviteljev v preteklem obdobju/Sredstva v preteklem obdobju)	((078+081)/001)/((p078+p81)/p001)	(033/019)/(ap033/ap019)
104	LevChang	(Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti/Sredstva)/ (Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti v preteklem obdobju/Sredstva v preteklem obdobju)	((069+067)/001)/((p069+p067)/p001)	((031+030)/019)/(ap031+ap030)/ap019)
105	DebtTanA	Finančne in poslovne obveznosti/Opredmetena osnovna sredstva	Tdebt/009	Tdebt/003
106	LiaSales	Finančne in poslovne obveznosti/Prihodki iz poslovanja	Tdebt/Sales	Tdebt/Sales
107	LiaTA	Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti/Sredstva	(069+067)/001	(031+030)/019
108	LiaTanA	Dolgoročne finančne in poslovne obveznosti / Opredmetena osnovna sredstva	(069+067)/009	(031+030)/003
109	NegEq	Negativna vrednost kapitala	(067+068+082)-001	(030+031+032+035)-019
110	TanAR	Finančne in poslovne obveznosti/ Sredstva - Neopredmetena dolgoročna sredstva	Tdebt/(001-003)	Tdebt/(019-002)
111	TCR	Gibljiva sredstva / Finančne in poslovne obveznosti	022/Tdebt	008/Tdebt

Opombi:

- *p* – vrednost računovodske postavke v preteklem letu pri računovodskih izkazih po letu 2002
- *ap* – vrednost računovodske postavke v preteklem letu pri računovodskih izkazih pred letom 2002.

Vir: Lastno delo; Obrazci za predložitev letnih poročil gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov posameznikov.

Priloga 3: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami po družinah finančnih kazalnikov.

Tabela: 3-1.1 Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Aktivnost.

	ApCAP	ApMat	ApSales	ARCA	ArCAP	ArEBIT	ArInv	ArLiab	ARLiabIn	ArSales
ApCAP	1,00	0,66	0,87	0,21	0,56	0,14	0,13	0,04	-0,01	0,52
ApMat	0,66	1,00	0,57	0,23	0,44	0,13	0,45	0,02	-0,01	0,40
ApSales	0,87	0,57	1,00	0,24	0,37	0,20	0,11	0,03	0,00	0,50
ARCA	0,21	0,23	0,24	1,00	0,55	0,23	0,26	0,10	0,03	0,65
ArCAP	0,56	0,44	0,37	0,55	1,00	0,19	0,18	0,15	0,00	0,91
ArEBIT	0,14	0,13	0,20	0,23	0,19	1,00	0,07	0,00	0,09	0,27
ArInv	0,13	0,45	0,11	0,26	0,18	0,07	1,00	0,05	-0,03	0,19
ArLiab	0,04	0,02	0,03	0,10	0,15	0,00	0,05	1,00	-0,30	0,15
ARLiabIn	-0,01	-0,01	0,00	0,03	0,00	0,09	-0,03	-0,30	1,00	0,02
ArSales	0,52	0,40	0,50	0,65	0,91	0,27	0,19	0,15	0,02	1,00
CASales	0,52	0,34	0,46	0,03	0,72	0,15	0,04	0,09	0,02	0,74
FATA	-0,13	-0,06	-0,30	-0,09	-0,11	-0,17	0,04	-0,11	0,02	-0,27
InvCAP	0,17	-0,04	0,05	-0,51	0,13	-0,11	-0,24	0,00	0,01	0,02
InvMat	0,27	0,14	0,11	-0,42	0,23	-0,07	-0,20	0,02	0,01	0,08
InvOpInc	-0,03	-0,06	0,01	-0,24	-0,13	0,68	-0,11	-0,07	0,08	-0,11
InvSales	0,11	-0,11	0,12	-0,55	-0,02	-0,10	-0,27	-0,01	0,02	-0,03
InvTA	-0,16	-0,27	-0,02	-0,51	-0,39	-0,10	-0,28	0,01	-0,02	-0,33
LiabSale	0,64	0,42	0,70	0,16	0,32	0,13	0,08	-0,09	0,01	0,39
SalesFA	0,02	-0,01	0,12	0,00	-0,12	0,06	0,00	0,05	-0,12	-0,05
SalesTA	-0,33	-0,24	-0,14	0,00	-0,51	0,00	-0,06	0,03	-0,04	-0,42
TanASale	0,24	0,18	0,06	-0,05	0,26	-0,04	0,08	-0,02	0,01	0,11

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Tabela: 3-1.2 Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Aktivnost.

	CASales	FATA	InvCAP	InvMat	InvOpInc	InvSales	InvTA	LiabSale	SalesFA	SalesTA	TanASale
ApCAP	0,52	-0,13	0,17	0,27	-0,03	0,11	-0,16	0,64	0,02	-0,33	0,24
ApMat	0,34	-0,06	-0,04	0,14	-0,06	-0,11	-0,27	0,42	-0,01	-0,24	0,18
ApSales	0,46	-0,30	0,05	0,11	0,01	0,12	-0,02	0,70	0,12	-0,14	0,06
ARCA	0,03	-0,09	-0,51	-0,42	-0,24	-0,55	-0,51	0,16	0,00	0,00	-0,05
ArCAP	0,72	-0,11	0,13	0,23	-0,13	-0,02	-0,39	0,32	-0,12	-0,51	0,26
ArEBIT	0,15	-0,17	-0,11	-0,07	0,68	-0,10	-0,10	0,13	0,06	0,00	-0,04
ArInv	0,04	0,04	-0,24	-0,20	-0,11	-0,27	-0,28	0,08	0,00	-0,06	0,08
ArLiab	0,09	-0,11	0,00	0,02	-0,07	-0,01	0,01	-0,09	0,05	0,03	-0,02
ARLiabIn	0,02	0,02	0,01	0,01	0,08	0,02	-0,02	0,01	-0,12	-0,04	0,01
ArSales	0,74	-0,27	0,02	0,08	-0,11	-0,03	-0,33	0,39	-0,05	-0,42	0,11
CASales	1,00	-0,29	0,51	0,53	0,05	0,46	-0,04	0,42	-0,06	-0,59	0,21
FATA	-0,29	1,00	-0,02	-0,03	-0,07	-0,12	-0,49	0,06	-0,48	-0,52	0,70
InvCAP	0,51	-0,02	1,00	0,94	0,24	0,93	0,49	0,13	-0,09	-0,40	0,25
InvMat	0,53	-0,03	0,94	1,00	0,21	0,82	0,39	0,18	-0,10	-0,41	0,25
InvOpInc	0,05	-0,07	0,24	0,21	1,00	0,29	0,27	0,02	0,03	0,01	-0,01
InvSales	0,46	-0,12	0,93	0,82	0,29	1,00	0,66	0,17	-0,01	-0,27	0,14
InvTA	-0,04	-0,49	0,49	0,39	0,27	0,66	1,00	-0,15	0,32	0,44	-0,41
LiabSale	0,42	0,06	0,13	0,18	0,02	0,17	-0,15	1,00	-0,02	-0,36	0,39
SalesFA	-0,06	-0,48	-0,09	-0,10	0,03	-0,01	0,32	-0,02	1,00	0,47	-0,30
SalesTA	-0,59	-0,52	-0,40	-0,41	0,01	-0,27	0,44	-0,36	0,47	1,00	-0,67
TanASale	0,21	0,70	0,25	0,25	-0,01	0,14	-0,41	0,39	-0,30	-0,67	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Tabela 3-2: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Denarni tok.

	CFO	CF1	NWCInv	CapExp	NWCCL	NWCSales	NWCTA
CFO	1,00	0,65	-0,08	-0,16	0,67	0,57	0,54
CF1	0,65	1,00	-0,10	-0,31	0,19	0,20	0,30
NWCInv	-0,08	-0,10	1,00	-0,16	-0,11	-0,16	-0,21
CapExp	-0,16	-0,31	-0,16	1,00	0,12	0,17	0,18
NWCCL	0,67	0,19	-0,11	0,12	1,00	0,89	0,84
NWCSales	0,57	0,20	-0,16	0,17	0,89	1,00	0,91
NWCTA	0,54	0,30	-0,21	0,18	0,84	0,91	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in balance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Tabela 3-3: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Dobičkonosnost.

	K1	EBITAp	ROA	FLE	NIExTA	NiSales	NITA	GPM	OpExpSal	NITR	EBITSale	Prof1	K3	RETA	OpMng
K1	1,00	0,13	-0,14	0,14	-0,08	0,17	-0,04	0,94	-0,08	0,10	0,05	0,14	-0,26	0,40	0,08
EBITAp	0,13	1,00	0,73	-0,22	0,67	0,65	0,60	0,35	-0,70	0,60	0,80	0,63	-0,56	0,50	0,32
ROA	-0,14	0,73	1,00	-0,25	0,88	0,64	0,79	0,15	-0,75	0,63	0,86	0,75	-0,48	0,25	0,18
FLE	0,14	-0,22	-0,25	1,00	-0,04	0,17	0,16	0,02	0,23	0,13	-0,22	0,01	-0,19	0,13	-0,11
NIExTA	-0,08	0,67	0,88	-0,04	1,00	0,75	0,86	0,17	-0,68	0,73	0,80	0,85	-0,64	0,33	0,14
NiSales	0,17	0,65	0,64	0,17	0,75	1,00	0,85	0,34	-0,63	0,90	0,79	0,68	-0,84	0,46	0,21
NITA	-0,04	0,60	0,79	0,16	0,86	0,85	1,00	0,15	-0,57	0,79	0,69	0,76	-0,64	0,34	0,14
GPM	0,94	0,35	0,15	0,02	0,17	0,34	0,15	1,00	-0,32	0,29	0,34	0,34	-0,38	0,46	0,13
OpExpSal	-0,08	-0,70	-0,75	0,23	-0,68	-0,63	-0,57	-0,32	1,00	-0,64	-0,84	-0,60	0,55	-0,34	-0,36
NITR	0,10	0,60	0,63	0,13	0,73	0,90	0,79	0,29	-0,64	1,00	0,78	0,66	-0,89	0,40	0,20
EBITSale	0,05	0,80	0,86	-0,22	0,80	0,79	0,69	0,34	-0,84	0,78	1,00	0,69	-0,69	0,37	0,26
Prof1	0,14	0,63	0,75	0,01	0,85	0,68	0,76	0,34	-0,60	0,66	0,69	1,00	-0,60	0,39	0,19
K3	-0,26	-0,56	-0,48	-0,19	-0,64	-0,84	-0,64	-0,38	0,55	-0,89	-0,69	-0,60	1,00	-0,39	-0,20
RETA	0,40	0,50	0,25	0,13	0,33	0,46	0,34	0,46	-0,34	0,40	0,37	0,39	-0,39	1,00	0,22
OpMng	0,08	0,32	0,18	-0,11	0,14	0,21	0,14	0,13	-0,36	0,20	0,26	0,19	-0,20	0,22	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in balance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Tabela 3-4: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Kvalitativni kazalniki.

	Age	VAT	EXS	WageEmp	WageGrow	WageGr2	TXTR	EII	EI
Age	1,00	-0,13	0,06	0,08	0,03	-0,03	0,31	0,11	-0,16
VAT	-0,13	1,00	0,17	0,22	-0,16	0,06	-0,01	-0,12	-0,07
EXS	0,06	0,17	1,00	0,01	0,10	0,05	0,14	-0,07	-0,07
WageEmp	0,08	0,22	0,01	1,00	-0,02	0,14	0,02	-0,01	-0,07
WageGrow	0,03	-0,16	0,10	-0,02	1,00	0,10	0,10	0,05	0,05
WageGr2	-0,03	0,06	0,05	0,14	0,10	1,00	0,02	-0,02	-0,07
TXTR	0,31	-0,01	0,14	0,02	0,10	0,02	1,00	0,05	-0,07
EII	0,11	-0,12	-0,07	-0,01	0,05	-0,02	0,05	1,00	0,19
EI	-0,16	-0,07	-0,07	-0,07	0,05	-0,07	-0,07	0,19	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in balance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Tabela 3-5.1: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Likvidnost.

	ArAp	CAL	CashSale	CashTA	CATA	CCC	CLTA	Current	DSO	EqFA	FITA
ArAp	1,00	0,05	0,01	-0,08	0,02	0,59	-0,50	0,60	0,54	0,29	0,10
CAL	0,05	1,00	0,06	0,03	0,08	0,06	0,01	0,14	0,07	0,19	-0,02
CashSale	0,01	0,06	1,00	0,84	0,12	-0,15	-0,04	0,10	0,12	0,14	-0,03
CashTA	-0,08	0,03	0,84	1,00	0,29	-0,12	0,12	0,02	-0,03	0,19	-0,11
CATA	0,02	0,08	0,12	0,29	1,00	0,12	0,55	0,09	0,27	0,36	-0,08
CCC	0,59	0,06	-0,15	-0,12	0,12	1,00	-0,33	0,46	0,15	0,27	-0,04
CLTA	-0,50	0,01	-0,04	0,12	0,55	-0,33	1,00	-0,68	0,01	-0,20	-0,17
Current	0,60	0,14	0,10	0,02	0,09	0,46	-0,68	1,00	0,15	0,45	0,21
DSO	0,54	0,07	0,12	-0,03	0,27	0,15	0,01	0,15	1,00	0,13	-0,01
EqFA	0,29	0,19	0,14	0,19	0,36	0,27	-0,20	0,45	0,13	1,00	0,03
FITA	0,10	-0,02	-0,03	-0,11	-0,08	-0,04	-0,17	0,21	-0,01	0,03	1,00
ICP	-0,04	0,09	-0,08	-0,16	0,12	0,35	-0,13	0,29	-0,03	0,16	-0,10
Liq1	0,26	0,00	0,10	0,20	-0,06	0,37	-0,54	0,55	-0,40	0,28	-0,04
NWCCA	0,58	0,03	0,14	0,10	0,24	0,48	-0,63	0,83	0,24	0,47	0,12
PDP	-0,19	0,03	0,18	0,02	0,13	-0,66	0,25	-0,19	0,52	-0,09	-0,02
PDPDSO	-0,64	-0,02	0,11	0,04	-0,06	-0,88	0,28	-0,33	-0,17	-0,20	-0,01
PDPICP	-0,17	-0,01	0,21	0,08	0,07	-0,78	0,29	-0,30	0,51	-0,15	0,02
QACL	0,69	0,12	0,18	0,09	0,11	0,33	-0,61	0,92	0,34	0,41	0,30
QASales	0,48	0,09	0,27	0,06	0,26	0,03	-0,12	0,33	0,85	0,20	0,33
QQR	0,08	0,15	0,81	0,79	0,05	-0,03	-0,20	0,29	-0,04	0,21	-0,07
Qr	0,69	0,12	0,18	0,09	0,11	0,33	-0,61	0,92	0,34	0,41	0,30
SdebtTDe	-0,18	0,34	-0,06	0,03	0,26	-0,02	0,40	-0,22	-0,04	0,20	-0,08

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Tabela 3-5.2: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Likvidnost.

	ICP	Liq1	NWCCA	PDP	PDPDSO	PDPICP	QACL	QASales	QQR	Qr	SdebtTDe
ArAp	-0,04	0,26	0,58	-0,19	-0,64	-0,17	0,69	0,48	0,08	0,69	-0,18
CAL	0,09	0,00	0,03	0,03	-0,02	-0,01	0,12	0,09	0,15	0,12	0,34
CashSale	-0,08	0,10	0,14	0,18	0,11	0,21	0,18	0,27	0,81	0,18	-0,06
CashTA	-0,16	0,20	0,10	0,02	0,04	0,08	0,09	0,06	0,79	0,09	0,03
CATA	0,12	-0,06	0,24	0,13	-0,06	0,07	0,11	0,26	0,05	0,11	0,26
CCC	0,35	0,37	0,48	-0,66	-0,88	-0,78	0,33	0,03	-0,03	0,33	-0,02
CLTA	-0,13	-0,54	-0,63	0,25	0,28	0,29	-0,61	-0,12	-0,20	-0,61	0,40
Current	0,29	0,55	0,83	-0,19	-0,33	-0,30	0,92	0,33	0,29	0,92	-0,22
DSO	-0,03	-0,40	0,24	0,52	-0,17	0,51	0,34	0,85	-0,04	0,34	-0,04
EqFA	0,16	0,28	0,47	-0,09	-0,20	-0,15	0,41	0,20	0,21	0,41	0,20
FITA	-0,10	-0,04	0,12	-0,02	-0,01	0,02	0,30	0,33	-0,07	0,30	-0,08
ICP	1,00	-0,16	0,24	0,11	0,15	-0,32	0,00	-0,02	-0,05	0,00	-0,03
Liq1	-0,16	1,00	0,58	-0,68	-0,47	-0,58	0,46	-0,34	0,31	0,46	-0,13
NWCCA	0,24	0,58	1,00	-0,17	-0,39	-0,27	0,78	0,37	0,24	0,78	-0,23
PDP	0,11	-0,68	-0,17	1,00	0,75	0,91	-0,08	0,53	-0,03	-0,08	-0,02
PDPDSO	0,15	-0,47	-0,39	0,75	1,00	0,65	-0,35	-0,04	0,00	-0,35	0,01
PDPICP	-0,32	-0,58	-0,27	0,91	0,65	1,00	-0,07	0,52	0,00	-0,07	-0,01
QACL	0,00	0,46	0,78	-0,08	-0,35	-0,07	1,00	0,54	0,33	1,00	-0,25
QASales	-0,02	-0,34	0,37	0,53	-0,04	0,52	0,54	1,00	0,10	0,54	-0,11
QQR	-0,05	0,31	0,24	-0,03	0,00	0,00	0,33	0,10	1,00	0,33	-0,11
Qr	0,00	0,46	0,78	-0,08	-0,35	-0,07	1,00	0,54	0,33	1,00	-0,25
SdebtTDe	-0,03	-0,13	-0,23	-0,02	0,01	-0,01	-0,25	-0,11	-0,11	-0,25	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPES, 1996 - 2002.

Tabela 3-6: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Pokritost.

	EBITDACo	TIE
EBITDACo	1,00	0,89
TIE	0,89	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPes, 1996 - 2002.

Tabela 3-7: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Produktivnost.

	EBITEmp	EBITWage	GPEmp	MatEBIT	NIEmp	SAEmp	SalesEmp	SalesMat	TAEmp	TanAEmp	TREmp	TRTA	VAEmp	WageSale
EBITEmp	1,00	0,72	0,25	-0,15	0,85	0,53	0,55	0,40	0,65	0,49	0,55	-0,04	0,77	-0,27
EBITWage	0,72	1,00	0,22	-0,19	0,56	0,12	0,22	0,60	0,25	0,14	0,22	0,00	0,28	-0,38
GPEmp	0,25	0,22	1,00	-0,07	0,20	0,21	0,18	0,30	0,17	0,10	0,18	0,09	0,23	-0,07
MatEBIT	-0,15	-0,19	-0,07	1,00	-0,10	0,03	0,22	-0,10	0,04	0,00	0,22	0,26	-0,01	-0,18
NIEmp	0,85	0,56	0,20	-0,10	1,00	0,55	0,52	0,36	0,66	0,52	0,53	-0,06	0,75	-0,25
SAEmp	0,53	0,12	0,21	0,03	0,55	1,00	0,63	0,45	0,67	0,48	0,64	0,07	0,77	-0,18
SalesEmp	0,55	0,22	0,18	0,22	0,52	0,63	1,00	0,28	0,75	0,46	1,00	0,45	0,66	-0,57
SalesMat	0,40	0,60	0,30	-0,10	0,36	0,45	0,28	1,00	0,27	0,11	0,27	0,07	0,22	-0,45
TAEmp	0,65	0,25	0,17	0,04	0,66	0,67	0,75	0,27	1,00	0,85	0,76	-0,12	0,83	-0,35
TanAEmp	0,49	0,14	0,10	0,00	0,52	0,48	0,46	0,11	0,85	1,00	0,47	-0,30	0,69	-0,18
TREmp	0,55	0,22	0,18	0,22	0,53	0,64	1,00	0,27	0,76	0,47	1,00	0,44	0,67	-0,57
TRTA	-0,04	0,00	0,09	0,26	-0,06	0,07	0,45	0,07	-0,12	-0,30	0,44	1,00	-0,07	-0,45
VAEmp	0,77	0,28	0,23	-0,01	0,75	0,77	0,66	0,22	0,83	0,69	0,67	-0,07	1,00	-0,12
WageSale	-0,27	-0,38	-0,07	-0,18	-0,25	-0,18	-0,57	-0,45	-0,35	-0,18	-0,57	-0,45	-0,12	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPes, 1996 - 2002.

Tabela 3-8: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Rast.

	GrowthOp	GrowthSa	GrowthTA
GrowthOp	1,00	0,11	0,13
GrowthSa	0,11	1,00	0,64
GrowthTA	0,13	0,64	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPes, 1996 - 2002.

Tabela 3-9.1: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Zadolženost in solventnost.

	LevChang	LevCh2	TCR	CLSales	TanAR	EqTA	LiaTana	LiaTA	Lev1	LiaSales
LevChang	1,00	0,00	0,03	-0,06	0,01	0,03	0,05	0,04	0,00	0,00
LevCh2	0,00	1,00	0,05	0,07	-0,03	0,08	-0,01	-0,03	0,16	0,06
TCR	0,03	0,05	1,00	-0,48	-0,67	0,44	-0,26	-0,45	0,02	-0,52
CLSales	-0,06	0,07	-0,48	1,00	0,53	-0,12	0,17	0,12	0,08	0,84
TanAR	0,01	-0,03	-0,67	0,53	1,00	-0,77	0,55	0,50	0,27	0,50
EqTA	0,03	0,08	0,44	-0,12	-0,77	1,00	-0,34	-0,25	-0,23	-0,02
LiaTana	0,05	-0,01	-0,26	0,17	0,55	-0,34	1,00	0,67	0,19	0,38
LiaTA	0,04	-0,03	-0,45	0,12	0,50	-0,25	0,67	1,00	0,00	0,53
Lev1	0,00	0,16	0,02	0,08	0,27	-0,23	0,19	0,00	1,00	0,02
LiaSales	0,00	0,06	-0,52	0,84	0,50	-0,02	0,38	0,53	0,02	1,00
FA_	-0,04	0,02	-0,18	-0,09	-0,42	0,47	-0,44	0,02	-0,36	0,04
ApTaTan	-0,01	0,07	-0,35	0,36	0,79	-0,71	0,30	0,05	0,38	0,17
ApLiab	-0,03	0,16	0,47	-0,17	-0,11	-0,12	-0,24	-0,54	0,21	-0,43
ApTA	-0,01	0,07	-0,35	0,36	0,79	-0,71	0,29	0,05	0,38	0,17
DebtTA	0,01	-0,02	-0,67	0,53	1,00	-0,77	0,55	0,50	0,27	0,50
DebtTana	0,03	0,01	-0,12	0,23	0,47	-0,34	0,49	0,07	0,30	0,17
K2	0,02	0,03	-0,08	0,22	0,10	0,00	0,08	0,17	0,00	0,27
K4	0,00	0,00	-0,09	0,12	0,12	-0,10	0,04	0,13	0,04	0,14
NegEq	0,07	0,04	-0,16	0,12	0,35	-0,40	0,16	0,14	0,12	0,09
BkValEq	0,00	0,03	0,67	-0,53	-1,00	0,78	-0,55	-0,50	-0,27	-0,50

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPes, 1996 - 2002.

Tabela 3-9.2: Bivariatni korelacijski koeficienti med pojasnjevalnimi spremenljivkami v družini finančnih kazalnikov Zadolženost in solventnost.

	FA_	ApTaTan	ApLiab	ApTA	DebtTA	DebtTana	K2	K4	NegEq	BkValEq
LevChang	-0,04	-0,01	-0,03	-0,01	0,01	0,03	0,02	0,00	0,07	0,00
LevCh2	0,02	0,07	0,16	0,07	-0,02	0,01	0,03	0,00	0,04	0,03
TCR	-0,18	-0,35	0,47	-0,35	-0,67	-0,12	-0,08	-0,09	-0,16	0,67
CLSales	-0,09	0,36	-0,17	0,36	0,53	0,23	0,22	0,12	0,12	-0,53
TanAR	-0,42	0,79	-0,11	0,79	1,00	0,47	0,10	0,12	0,35	-1,00
EqTA	0,47	-0,71	-0,12	-0,71	-0,77	-0,34	0,00	-0,10	-0,40	0,78
LiaTana	-0,44	0,30	-0,24	0,29	0,55	0,49	0,08	0,04	0,16	-0,55
LiaTA	0,02	0,05	-0,54	0,05	0,50	0,07	0,17	0,13	0,14	-0,50
Lev1	-0,36	0,38	0,21	0,38	0,27	0,30	0,00	0,04	0,12	-0,27
LiaSales	0,04	0,17	-0,43	0,17	0,50	0,17	0,27	0,14	0,09	-0,50
FA_	1,00	-0,58	-0,34	-0,58	-0,42	-0,51	0,04	0,00	-0,11	0,42
ApTaTan	-0,58	1,00	0,46	1,00	0,79	0,52	-0,02	0,06	0,37	-0,79
ApLiab	-0,34	0,46	1,00	0,46	-0,11	0,13	-0,15	-0,07	0,21	0,11
ApTA	-0,58	1,00	0,46	1,00	0,79	0,51	-0,02	0,06	0,37	-0,79
DebtTA	-0,42	0,79	-0,11	0,79	1,00	0,47	0,10	0,11	0,35	-1,00
DebtTana	-0,51	0,52	0,13	0,51	0,47	1,00	0,01	0,03	0,17	-0,47
K2	0,04	-0,02	-0,15	-0,02	0,10	0,01	1,00	0,69	0,27	-0,10
K4	0,00	0,06	-0,07	0,06	0,11	0,03	0,69	1,00	0,19	-0,11
NegEq	-0,11	0,37	0,21	0,37	0,35	0,17	0,27	0,19	1,00	-0,35
BkValEq	0,42	-0,79	0,11	-0,79	-1,00	-0,47	-0,10	-0,11	-0,35	1,00

Opomba: Vsi korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji tveganja $\alpha=0,05$ (dvostranski preizkus).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPes, 1996 - 2002.

Priloga 4: Vrednosti kazalnika učinkovitosti finančnih kazalnikov (v %) in vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta finančnega kazalnika s spremenljivko število dni zamude pri plačilu.

Tabela 4-1: Vrednosti kazalnika učinkovitosti finančnih kazalnikov (v %) in vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta finančnega kazalnika s spremenljivko število dni zamude pri plačilu.

Zap. Št.	Računovodski kazalnik	Družina kazalnikov	Kazalec učinkovitosti (v %)	Vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta s spremenljivko število dni zamude
1	ApCAP	Aktivnost	1,251%	0,0082
2	ApMat	Aktivnost	15,368%	0,1881
3	ApSales	Aktivnost	2,637%	0,0209
4	ARCA	Aktivnost	13,328%	0,0936
5	ArCAP	Aktivnost	18,290%	0,2294
6	ArEBIT	Aktivnost	15,089%	0,1936
7	ArInv	Aktivnost	15,021%	0,1935
8	ArLiab	Aktivnost	7,445%	-0,1136
9	ARLiabIn	Aktivnost	7,111%	0,1031
10	ArSales	Aktivnost	4,362%	0,0786
11	CASales	Aktivnost	4,115%	0,0825
12	FATA	Aktivnost	1,283%	-0,0168
13	InvCAP	Aktivnost	2,282%	0,0151
14	InvMat	Aktivnost	0,684%	0,0415
15	InvOpInc	Aktivnost	7,167%	0,1170
16	InvSales	Aktivnost	15,318%	-0,2201
17	InvTA	Aktivnost	4,533%	0,0039
18	LiabSale	Aktivnost	5,496%	0,0484
19	SalesFA	Aktivnost	4,696%	0,0841
20	SalesTA	Aktivnost	1,031%	-0,0387
21	TanASale	Aktivnost	0,223%	-0,0435
22	CapExp	Denarni tok	8,387%	0,1070
23	CF1	Denarni tok	7,112%	-0,0972
24	CFO	Denarni tok	6,734%	-0,0916
25	NWCCL	Denarni tok	11,644%	-0,1477
26	NWCInv	Denarni tok	14,059%	0,2057
27	NWCSales	Denarni tok	13,753%	0,1939
28	NWCTA	Denarni tok	9,979%	-0,1269
29	EBITAp	Dobičkonosnost	15,895%	0,2202
30	EBITSale	Dobičkonosnost	7,171%	0,1170
31	FLE	Dobičkonosnost	8,626%	-0,1187
32	GPM	Dobičkonosnost	7,665%	-0,0522
33	K1	Dobičkonosnost	0,632%	-0,0204
34	K3	Dobičkonosnost	1,530%	-0,0024
35	NIExTA	Dobičkonosnost	1,119%	-0,0165
36	NiSales	Dobičkonosnost	0,567%	-0,0335
37	NITA	Dobičkonosnost	0,041%	0,0367
38	NITR	Dobičkonosnost	11,170%	-0,0723
39	OpExpSal	Dobičkonosnost	10,722%	-0,1407
40	OpMgn	Dobičkonosnost	7,197%	-0,0971
41	Prof1	Dobičkonosnost	6,317%	-0,0101
42	RETA	Dobičkonosnost	7,905%	-0,0861
43	ROA	Dobičkonosnost	7,499%	-0,1071
44	Age	Kvalitativni	9,282%	-0,0832
45	EEI	Kvalitativni	15,124%	-0,0593
46	EII	Kvalitativni	2,512%	0,0818
47	EXS	Kvalitativni	3,015%	-0,0200

Nadaljevanje tabele 4-1: Vrednosti kazalnika učinkovitosti finančnih kazalnikov (v %) in vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta finančnega kazalnika s spremenljivko število dni zamude pri plačilu.

Zap. Št.	Računovodski kazalnik	Družina kazalnikov	Kazalec učinkovitosti (v %)	Vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta s spremenljivko število dni zamude
48	TXTR	Kvalitativni	0,989%	-0,0292
49	VAT	Kvalitativni	2,546%	0,0077
50	WageEmp	Kvalitativni	0,990%	0,0085
51	WageGr2	Kvalitativni	0,506%	0,0468
52	WageGrow	Kvalitativni	2,481%	0,0257
53	ArAp	Likvidnost	1,769%	0,0460
54	CAL	Likvidnost	0,989%	0,0160
55	CashSale	Likvidnost	2,645%	0,0468
56	CashTA	Likvidnost	3,085%	0,0366
57	CATA	Likvidnost	5,919%	-0,0313
58	CCC	Likvidnost	4,560%	0,0862
59	CLTA	Likvidnost	5,526%	0,0553
60	Current	Likvidnost	6,595%	0,0821
61	DSO	Likvidnost	1,364%	-0,0109
62	EqFA	Likvidnost	0,221%	-0,0157
63	FITA	Likvidnost	13,546%	-0,0352
64	ICP	Likvidnost	12,828%	0,1849
65	Liq1	Likvidnost	13,546%	0,0715
66	NWCCA	Likvidnost	8,951%	0,1849
67	PDP	Likvidnost	9,084%	0,1096
68	PDPDSO	Likvidnost	13,754%	0,0766
69	PDPICP	Likvidnost	17,894%	-0,2106
70	QACL	Likvidnost	0,899%	-0,2332
71	QASales	Likvidnost	20,078%	-0,0392
72	QQR	Likvidnost	3,384%	0,1902
73	Qr	Likvidnost	5,138%	-0,0684
74	SdebtTDe	Likvidnost	5,617%	-0,0536
75	EBITDACo	Pokritost	5,331%	-0,0667
76	TIE	Pokritost	5,271%	-0,0680
77	EBITEmp	Produktivnost	8,597%	-0,0438
78	EBITWage	Produktivnost	10,092%	-0,1109
79	GPEmp	Produktivnost	1,256%	-0,1285
80	MatEBIT	Produktivnost	6,881%	0,0251
81	NIEmp	Produktivnost	7,002%	-0,1015
82	SAEmp	Produktivnost	1,006%	-0,1055
83	SalesEmp	Produktivnost	5,991%	0,0157
84	SalesMat	Produktivnost	15,368%	-0,0771
85	TAEmp	Produktivnost	10,579%	0,1881
86	TanAEmp	Produktivnost	12,485%	0,1266
87	TREmp	Produktivnost	5,714%	0,1592
88	TRTA	Produktivnost	8,111%	-0,0791
89	VAEmp	Produktivnost	3,454%	-0,1099
90	WageSale	Produktivnost	6,335%	0,0695
91	GrowthOp	Rast	8,111%	-0,1130
92	GrowthSa	Rast	16,303%	-0,1099
93	GrowthTA	Rast	0,175%	-0,2212
94	ApLiab	Zadolženost in solventnost	0,260%	-0,0058
95	ApTA	Zadolženost in solventnost	5,164%	-0,0253
96	ApTATan	Zadolženost in solventnost	1,474%	0,0337
97	BkvalEqT	Zadolženost in solventnost	2,172%	0,0183
98	CLSales	Zadolženost in solventnost	0,689%	-0,0008
99	DebtTA	Zadolženost in solventnost	1,427%	-0,0172

Nadaljevanje tabele 4-1: Vrednosti kazalnika učinkovitosti finančnih kazalnikov (v %) in vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta finančnega kazalnika s spremenljivko število dni zamude pri plačilu.

Zap. Št.	Računovodski kazalnik	Družina kazalnikov	Kazalec učinkovitosti (v %)	Vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta s spremenljivko število dni zamude
100	EqTA	Zadolženost in solventnost	4,212%	-0,0415
101	FA_	Zadolženost in solventnost	15,876%	-0,0762
102	K2	Zadolženost in solventnost	4,197%	0,2199
103	K4	Zadolženost in solventnost	10,056%	-0,0451
104	Lev1	Zadolženost in solventnost	3,018%	-0,1345
105	LevCh2	Zadolženost in solventnost	0,031%	-0,0262
106	LevChang	Zadolženost in solventnost	1,884%	-0,0266
107	DebtTanA	Zadolženost in solventnost	1,980%	-0,0020
108	LiaSales	Zadolženost in solventnost	3,917%	-0,0602
109	LiaTA	Zadolženost in solventnost	18,824%	-0,0530
110	LiaTanA	Zadolženost in solventnost	5,754%	-0,2139
111	NegEq	Zadolženost in solventnost	0,678%	-0,0489
112	TanAR	Zadolženost in solventnost	0,957%	0,0231
113	TCR	Zadolženost in solventnost	1,309%	0,0286

Opomba: Vsi bivariatni korelacijski koeficienti so statistično značilni pri stopnji $\alpha=0,01$ (dvostranski test).

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJPEs, 1996 - 2002.

Priloga 5: Povprečna vrednost, standardni odklon, koeficient variacije ter najnižja in najvišja vrednost izbranih finančnih kazalnikov po bonitetnih razredih v obdobju 1996-2002.

Tabela 5-1: Povprečna vrednost, standardni odklon, koeficient variacije ter najnižja in najvišja vrednost izbranih finančnih kazalnikov po bonitetnih razredih v obdobju 1996-2002.

Finančni kazalnik	Družina	Bonitetni razred	Povprečna vrednost	Standardni odklon	Koeficient variacije	Najnižja vrednost	Najvišja vrednost
ApSales	Aktivnost	1	0,1890	0,0808	0,43	0,0625	1,0026
		2	0,2054	0,0862	0,42	0,0642	0,8215
		3	0,2189	0,0892	0,41	0,0642	0,8215
		4	0,2290	0,0914	0,40	0,0625	0,8117
		5	0,2481	0,1003	0,40	0,0625	0,8117
CFO	Denarni tok	1	0,3224	0,2308	0,72	-0,0881	1,5706
		2	0,2844	0,2172	0,76	-0,0881	1,5706
		3	0,2594	0,1996	0,77	-0,0881	1,5706
		4	0,2458	0,1938	0,79	0,0268	1,5706
		5	0,2319	0,1852	0,80	-0,0881	1,5706
FLE	Dobičkonosnost	1	1,0330	0,7967	0,77	-4,1442	8,9292
		2	0,9922	0,8386	0,85	-1,3114	8,2088
		3	0,9466	0,8512	0,90	-1,3114	8,9292
		4	0,9350	0,8349	0,89	-1,3114	8,2088
		5	0,8963	0,7661	0,85	-1,3114	8,9292
RETA	Dobičkonosnost	1	0,3489	0,1537	0,44	-0,0627	0,7183
		2	0,3082	0,1534	0,50	-0,0627	0,7135
		3	0,2840	0,1520	0,54	-0,0627	0,7135
		4	0,2691	0,1484	0,55	0,0027	0,7135
		5	0,2543	0,1391	0,55	-0,0627	0,7183
EXS	Kvalitativni	1	0,3372	0,3165	0,94	0,0000	0,9606
		2	0,2882	0,2968	1,03	0,0000	0,9606
		3	0,2608	0,2881	1,10	0,0000	0,9606
		4	0,2556	0,2892	1,13	0,0000	0,9606
		5	0,2634	0,2873	1,09	0,0000	0,9606
PDP	Likvidnost	1	99,1334	47,8883	0,48	26,8013	591,9610
		2	105,0119	48,3453	0,46	29,2378	553,3430
		3	110,8295	48,4950	0,44	29,2378	553,3430
		4	116,0003	50,6068	0,44	29,2378	446,3683
		5	128,2402	57,4597	0,45	29,2378	591,9610
GPEmp	Produktivnost	1	0,0047	0,0100	2,11	0,0000	0,2043
		2	0,0059	0,0110	1,86	0,0000	0,1807
		3	0,0062	0,0110	1,77	0,0000	0,1807
		4	0,0062	0,0106	1,70	0,0000	0,1807
		5	0,0072	0,0106	1,47	0,0000	0,1746
DebtTA	Zadolženost in solventnost	1	0,4723	0,1898	0,40	0,0882	0,9777
		2	0,5151	0,1922	0,37	0,0882	0,9777
		3	0,5473	0,1974	0,36	0,0990	0,9777
		4	0,5719	0,1994	0,35	0,0990	0,9777
		5	0,5940	0,2008	0,34	0,0990	0,9777

Vir: Statistični podatki iz izkaza poslovnega izida in bilance stanja za obdobje 1996 do 2002, AJ PES, 1996 - 2002.

Priloga 6: Vrednosti kazalnika učinkovitosti za pojasnjevalne spremenljivke (v %) in bivariatni korelacijski koeficient med pojasnjevalno spremenljivko in spremenljivko število dni zamude pri plačilu.

Tabela 6-1: Vrednosti kazalnika učinkovitosti za pojasnjevalne spremenljivke (v %) in bivariatni korelacijski koeficient med pojasnjevalno spremenljivko in spremenljivko število dni zamude pri plačilu.

Zap.št.	Kratika pojasnjevalne spremenljivke	Kazalec učinkovitosti (v %)	Vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta s spremenljivko število dni zamude
1	PZAPD	18,95%	0,0875
2	PDEB1	21,65%	0,1033
3	PDEB2	26,50%	0,1250
4	PDEB3	27,75%	0,1381
5	PDEB4	27,93%	0,1461
6	PDEB5	25,51%	0,1381
7	ZDODPD	35,45%	0,4692
8	DIZDD1	28,91%	0,2181
9	DIZDD2	31,41%	0,2636
10	DIZDD3	30,97%	0,2782
11	DIZDD4	29,88%	0,2791
12	DIZDD5	27,49%	0,3481
13	DODPD	31,98%	0,3868
14	DODPD1	25,48%	0,1271
15	DODPD2	29,92%	0,1927
16	DODPD3	30,11%	0,2213
17	DODPD4	29,29%	0,2290
18	DODPD5	26,87%	0,3054
19	DZAPD1	11,35%	0,0083
20	DZAPD2	23,29%	0,1159
21	DZAPD3	26,02%	0,1389
22	DZAPD4	26,31%	0,1410
23	DZAPD5	23,86%	0,1951
24	ZSTIZST	37,08%	0,4949
25	ZSTODPST	34,18%	0,4168
26	ST1ZST	14,60%	0,0128
27	ST2ZST	25,09%	0,1295
28	ST3ZST	27,38%	0,1531
29	ST4ZST	27,47%	0,1506
30	ST5ZST	24,84%	0,1982
31	ZPOIZDO	36,51%	0,4886
32	ZPOODO	34,33%	0,4157
33	PZAMD	2,41%	-0,0042
34	ZAMDIZDD	3,00%	-0,0551
35	ZMMZMST	27,88%	0,3400
36	PTZAMD	26,66%	0,3255
37	ZMMIZODL	19,24%	0,1140
38	ZMMZMODL	22,71%	0,1537
39	ZMSTIZST	6,32%	-0,0363

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Nadaljevanje tabele 6-1: Vrednosti kazalnika učinkovitosti za pojasnjevalne spremenljivke (v %) in bivariatni korelacijski koeficient med pojasnjevalno spremenljivko in spremenljivko število dni zamude pri plačilu.

Zap.št.	Kratika pojasnjevalne spremenljivke	Kazalec učinkovitosti (v %)	Vrednost bivariatnega korelacijskega koeficienta s spremenljivko število dni zamude
40	ZMOIZDO	6,27%	-0,0362
41	NZOIZDO	38,56%	-0,3415
42	NZPSIZST	6,13%	0,0569
43	NZSTIZST	38,75%	-0,3442
44	PNZAPD	7,14%	0,0662
45	PODPD	7,71%	0,0710
46	DPIZDD	1,86%	0,0102
47	DPNZMD	15,16%	0,0280
48	DPNZPD	1,50%	0,0109
49	DPZMD	2,54%	0,0136
50	DPZPD	19,83%	0,0025
51	ODPIZDOD	1,67%	-0,0030
52	ODPNZOD	1,04%	0,0088
53	ODPODOD	2,60%	0,0346
54	ODPZMOD	0,07%	0,0025
55	ODPZPOD	15,56%	0,0380

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Priloga 7: Povprečna vrednost, standardni odklon, koeficient variacije ter najnižja in najvišja vrednost izbranih pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami po bonitetnih razredih.

Tabela 7-1: Povprečna vrednost, standardni odklon, koeficient variacije ter najnižja in najvišja vrednost izbranih pojasnjevalnih spremenljivk modela s preteklimi zamudami po bonitetnih razredih.

Pojasnjevalna spremenljivka	Bonitetni razred	Povprečna vrednost	Standardni odklon	Koeficient variacije	Najnižja vrednost	Najvišja vrednost
NZSTIZST	1	0,33	0,23	0,70	0,00	1,00
	2	0,15	0,17	1,13	0,00	1,00
	3	0,11	0,16	1,36	0,00	1,00
	4	0,09	0,14	1,60	0,00	1,00
	5	0,07	0,13	1,95	0,00	1,00
ZSTIZST	1	0,05	0,10	1,96	0,00	1,00
	2	0,12	0,14	1,15	0,00	1,00
	3	0,17	0,16	0,96	0,00	1,00
	4	0,21	0,17	0,82	0,00	1,00
	5	0,31	0,22	0,72	0,00	1,00
ZDODPD	1	0,06	0,12	1,97	0,00	1,00
	2	0,14	0,16	1,18	0,00	1,00
	3	0,18	0,18	0,98	0,00	1,00
	4	0,23	0,19	0,83	0,00	1,00
	5	0,32	0,23	0,71	0,00	1,00
DODPD	1	0,11	0,20	1,72	0,00	1,00
	2	0,23	0,24	1,05	0,00	1,00
	3	0,28	0,24	0,88	0,00	1,00
	4	0,32	0,24	0,75	0,00	1,00
	5	0,41	0,26	0,63	0,00	1,00
DIZDD2	1	0,01	0,04	3,13	0,00	1,00
	2	0,03	0,06	1,84	0,00	0,98
	3	0,04	0,07	1,48	0,00	0,95
	4	0,06	0,07	1,25	0,00	0,92
	5	0,06	0,07	1,14	0,00	0,94
DIZDD3	1	0,01	0,03	4,13	0,00	0,98
	2	0,02	0,05	2,49	0,00	0,92
	3	0,03	0,06	1,89	0,00	1,00
	4	0,04	0,06	1,51	0,00	0,86
	5	0,05	0,07	1,27	0,00	1,00
DODPD3	1	0,01	0,06	4,15	0,00	1,00
	2	0,03	0,08	2,55	0,00	1,00
	3	0,04	0,09	1,97	0,00	1,00
	4	0,06	0,09	1,60	0,00	1,00
	5	0,07	0,09	1,34	0,00	1,00
DIZDD4	1	0,01	0,03	5,20	0,00	1,00
	2	0,01	0,04	3,16	0,00	0,91
	3	0,02	0,05	2,44	0,00	0,99
	4	0,03	0,05	1,96	0,00	0,89
	5	0,04	0,06	1,47	0,00	1,00
ZMMZMST	1	8,95	9,65	1,08	0,00	115,00
	2	14,32	11,38	0,79	0,00	101,00
	3	17,91	13,47	0,75	0,00	104,00
	4	20,98	15,36	0,73	0,00	111,00
	5	25,26	21,69	0,86	0,00	114,00
DIZDD5	1	0,01	0,04	5,37	0,00	1,00
	2	0,02	0,06	3,62	0,00	1,00
	3	0,03	0,07	2,95	0,00	1,00
	4	0,04	0,09	2,38	0,00	1,00
	5	0,09	0,14	1,54	0,00	1,00

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Priloga 8: Izračun napake vrste I in napake vrste II naivnega modela brez sprememb.

Tabela 8-1: Izračun napake vrste I in napake vrste II naivnega modela brez sprememb.

Dejanski bonitetni razred	Napovedani bonitetni razred					Pravilnost razvrščanja (v %)
	1	2	3	4	5	
1	993.012	58.468	20.135	9.687	17.708	90,36%
2	51.130	95.311	20.857	6.230	6.604	52,91%
3	22.788	12.863	62.734	14.183	8.698	51,73%
4	11.185	6.185	8.685	47.748	16.706	52,75%
5	19.919	7.620	9.046	12.821	195.982	79,87%
Delež zapisov (v %)	63,24%	10,39%	7,00%	5,22%	14,15%	80,33%

Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju od 1996 do 2003.

Napaka vrste I se pojavi, ko je transakcija, ki ji je napovedan določen bonitetni razred, dejansko razvrščena v slabši bonitetni razred. Vrednost napake vrste I dobimo tako, da delimo vsoto transakcij, ki so razvrščene v slabše bonitetne razrede, kot je pričakovano (vsota transakcij, obkroženih z odebeljeno polno črto) z vsoto vseh transakcij, ki so dejansko v bonitetni lestvici slabše razvrščene. To so vse transakcije, ki so dejansko razvrščene slabše kot v bonitetni razred 1 (vsota transakcij, ki so dejansko razvrščene v vse bonitetne razrede razen prvega).

$$\text{Napaka vrste I} = \frac{162.242}{637.295} = 25,46\%$$

Napaka vrste II se pojavi, če je transakcija razvrščena v bonitetni razred, ki je boljši od dejanskega bonitetnega razreda transakcije. Vrednost napake vrste II dobimo tako, da delimo vsoto transakcij, ki so razvrščene v boljše bonitetne razrede, kot je pričakovano (vsota transakcij, obkroženih s prekinjeno polno črto), z vsoto vseh transakcij, ki so dejansko v bonitetni lestvici razvrščene boljše (vsota transakcij, ki so dejansko razvrščene v vse bonitetne razrede razen petega).

$$\text{Napaka vrste II} = \frac{179.276}{1.490.917} = 12,02\%$$

Priloga 9: Izpis rezultatov obdelave statističnega paketa za model s finančnimi kazalniki.

Izpis 9: Izpis rezultatov obdelave statističnega paketa za model s finančnimi kazalniki.

PLUM - Ordinal Regression

Case Processing Summary

		N	Marginal Percentage
rating	1,00	510347	63,0%
	2,00	84443	10,4%
	3,00	56467	7,0%
	4,00	42431	5,2%
	5,00	115848	14,3%
velikost1	,00	499998	61,8%
	1,00	309538	38,2%
velikost2	,00	632940	78,2%
	1,00	176596	21,8%
Valid		809536	100,0%
Missing		0	
Total		809536	

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	723252,509			
Final	656119,193	67133,316	12	,000

Link function: Logit.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	633421,441	63420	,000
Deviance	582714,317	63420	,000

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[rating = 1,00]	-,075	,015	24,224	1	,000	-,105	-,045
	[rating = 2,00]	,443	,015	835,220	1	,000	,413	,473
	[rating = 3,00]	,863	,015	3151,775	1	,000	,833	,893
	[rating = 4,00]	1,256	,015	6624,871	1	,000	1,226	1,287
Location	apsales	-1,783	,027	4457,128	1	,000	-1,835	-1,730
	debtta	-,043	,017	6,773	1	,009	-,076	-,011
	pdp	,002	,000	2069,549	1	,000	,002	,002
	gpemp	1,157	,122	90,502	1	,000	,919	1,396
	fle	-,104	,002	2457,745	1	,000	-,108	-,100
	reta	-,739	,020	1319,514	1	,000	-,779	-,699
	exs	,269	,008	1127,987	1	,000	,253	,285
	cfo	-1,693	,012	18665,203	1	,000	-1,718	-1,669
	st_pravn	-,056	,001	1783,616	1	,000	-,058	-,053
	st_fiz_o	,005	,000	1672,542	1	,000	,005	,005
	[velikost1=,00]	,550	,007	6307,130	1	,000	,536	,563
	[velikost1=1,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[velikost2=,00]	-,142	,007	472,813	1	,000	-,155	-,129
	[velikost2=1,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Priloga 10: Izpis rezultatov obdelave statističnega paketa za model s preteklimi zamudami.

Izpis 10-1: Izpis rezultatov obdelave statističnega paketa za model s preteklimi zamudami (s spremenljivkama *DODPD3* in *DIZDD2*).

PLUM - Ordinal Regression

Case Processing Summary

		N	Marginal Percentage
rating	1,00	1103664	63,3%
	2,00	180855	10,4%
	3,00	121698	7,0%
	4,00	90817	5,2%
	5,00	246340	14,1%
Valid		1743374	100,0%
Missing		0	
Total		1743374	

-
-

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	3594086,1			
Final	2863145,0	730941,040	10	,000

Link function: Logit.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	5012956,7	3487186	,000
Deviance	2721327,7	3487186	1,000

Link function: Logit.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,342
Nagelkerke	,381
McFadden	,184

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[rating = 1,00]	,629	,004	23822,214	1	,000	,621	,637
	[rating = 2,00]	1,347	,004	101696,3	1	,000	1,339	1,356
	[rating = 3,00]	1,931	,004	188044,0	1	,000	1,923	1,940
	[rating = 4,00]	2,461	,005	269986,2	1	,000	2,452	2,471
Location	dodpd	-,630	,017	1361,742	1	,000	-,663	-,596
	dodpd3	,086	,061	2,023	1	,155	-,033	,205
	dizdd2	,019	,040	,222	1	,638	-,060	,097
	dizdd3	-,370	,099	13,820	1	,000	-,565	-,175
	dizdd4	-,983	,049	401,333	1	,000	-1,080	-,887
	dizdd5	-1,415	,036	1586,981	1	,000	-1,485	-1,346
	zdodpd	2,026	,039	2704,389	1	,000	1,949	2,102
	zstizst	3,670	,026	19731,034	1	,000	3,618	3,721
	nzstizst	-3,570	,012	93721,638	1	,000	-3,593	-3,547
	zmmzmst	,024	,000	28330,896	1	,000	,023	,024

Link function: Logit.

Izpis 10-2: Izpis rezultatov obdelave statističnega paketa za model s preteklimi zamudami (brez spremenljivk *DODPD3* in *DIZDD2*; privzeti model).

PLUM - Ordinal Regression

Case Processing Summary

		N	Marginal Percentage
rating	1,00	1103664	63,3%
	2,00	180855	10,4%
	3,00	121698	7,0%
	4,00	90817	5,2%
	5,00	246340	14,1%
Valid		1743374	100,0%
Missing		0	
Total		1743374	

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	3578128,5			
Final	2847189,7	730938,792	8	,000

Link function: Logit.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	4960417,5	3344812	,000
Deviance	2697469,8	3344812	1,000

Link function: Logit.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	,342
Nagelkerke	,381
McFadden	,184

Link function: Logit.

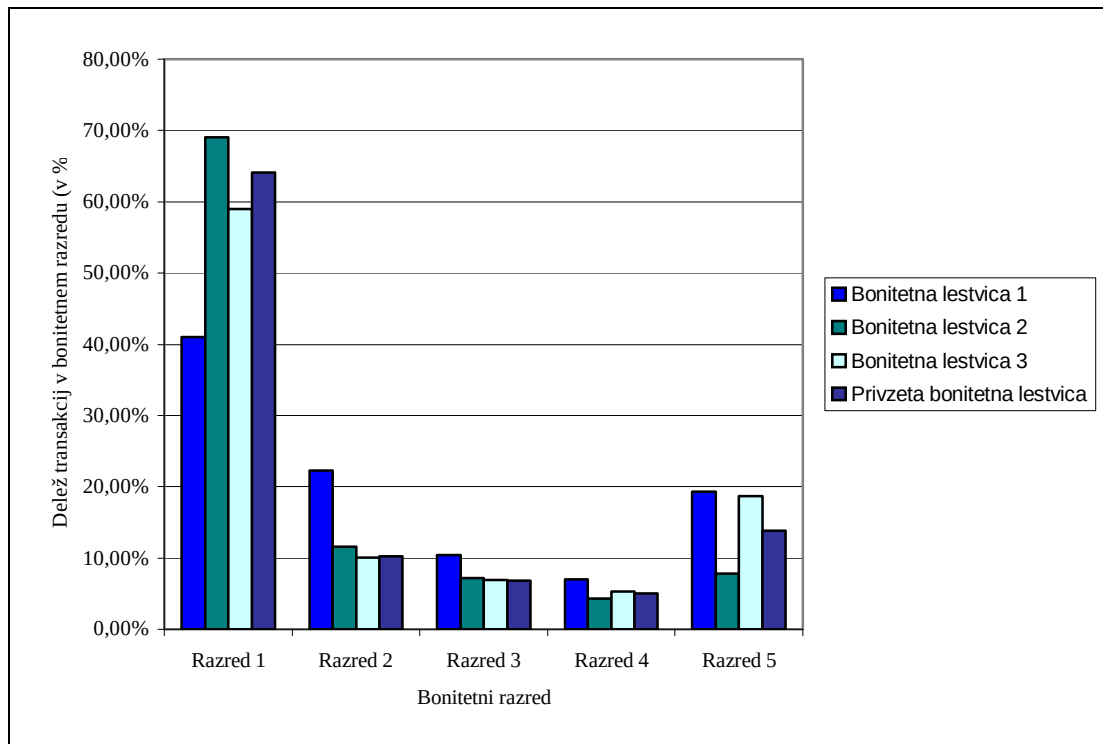
Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[rating = 1,00]	,629	,004	24013,467	1	,000	,621	,637
	[rating = 2,00]	1,347	,004	102402,5	1	,000	1,339	1,356
	[rating = 3,00]	1,932	,004	189173,0	1	,000	1,923	1,940
	[rating = 4,00]	2,462	,005	271386,3	1	,000	2,452	2,471
Location	dodpd	-,619	,015	1690,074	1	,000	-,648	-,589
	dizdd3	-,250	,042	35,853	1	,000	-,331	-,168
	dizdd4	-,989	,046	459,982	1	,000	-1,080	-,899
	dizdd5	-1,420	,031	2100,356	1	,000	-1,481	-1,360
	zdodpd	2,016	,032	3849,607	1	,000	1,952	2,080
	zstizst	3,670	,026	19831,584	1	,000	3,619	3,721
	nzstizst	-3,570	,012	93806,859	1	,000	-3,592	-3,547
	zmmzmst	,024	,000	28397,031	1	,000	,023	,024

Link function: Logit.

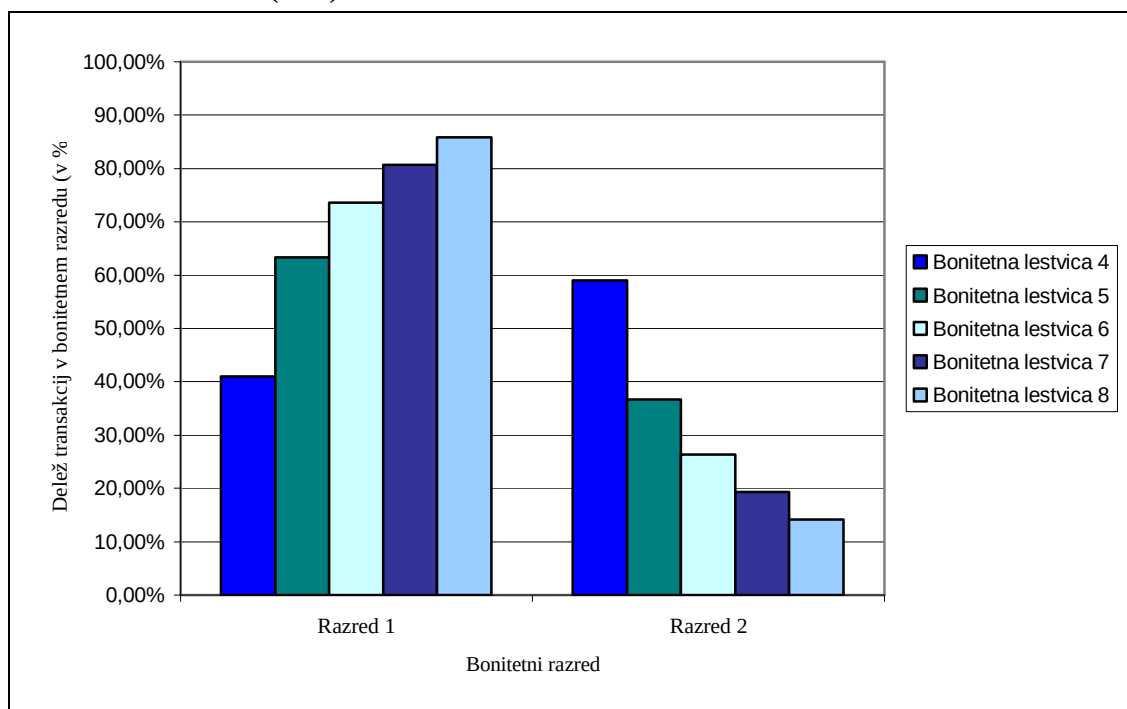
Priloga 11: Porazdelitev transakcij med bonitetnimi razredi v alternativnih bonitetnih lestvicah (v %).

Slika 11-1: Porazdelitev transakcij med bonitetnimi razredi v petstopenjskih alternativnih bonitetnih lestvicah (v %).



Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.

Slika 11-2: Porazdelitev transakcij med bonitetnimi razredi v dvostopenjskih alternativnih bonitetnih lestvicah (v %).



Vir: Izdani računi v vzorcu v obdobju 1996 do 2003.