

UNIVERZA V LJUBLJANI  
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

**MODEL OCENE VERJETNOSTI NEPLAČIL V SLOVENSKEM  
GOSPODARSKEM PROSTORU**

Ljubljana, september 2007

MIRAN KOVAČ

## **IZJAVA**

Študent Miran Kovač izjavljam, da sem avtor tega diplomskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom doc. dr. Sergeje Slapničar, in dovolim objavo diplomskega dela na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne \_\_\_\_\_

Podpis: \_\_\_\_\_



## Kazalo

<b>1. UVOD.....</b>	<b>1</b>
<b>2. OCENJEVANJE TVEGANJA NEPLAČILA.....</b>	<b>2</b>
<b>3. PLAČILNA NEDISCIPLINA.....</b>	<b>5</b>
<b>4. OPREDELITEV MODELA ZA OCENJEVANJE BONITETE PODJETIJ.....</b>	<b>7</b>
4.1 IZBOR KAZALNIKOV V MODELU .....	7
4.2 ANALIZA MEDSEBOJNE POVEZANOSTI KAZALNIKOV .....	10
4.3 VZOREC IN PODATKI .....	12
4.4 LASTNOSTI VZORCA.....	13
4.5 PANOŽNO TVEGANJE.....	15
4.6 MODEL ZA IZRAČUN VREDNOSTI TVEGANJA .....	16
4.7 DOLOČITEV MEJNIH VREDNOSTI BONITETNIH RAZREDOV .....	19
4.8 RAZVRSTITEV GOSPODARSKIH DRUŽB .....	20
4.9 RAZVRSTITEV SAMOSTOJNIH PODJETNIKOV .....	22
<b>5. PREVERBA MODELA.....</b>	<b>24</b>
5.1 PRIMERJAVA Z RAZVRSTITVIJO DUN & BRADSTREETA.....	24
5.2 PREVERBA ZANESLJIVOSTI MODELA Z DISKRIMINANTNO ANALIZO .....	30
5.2.1 <i>Diskriminantna analiza samostojnih podjetnikov.....</i>	<i>31</i>
5.2.2 <i>Diskriminantna analiza gospodarskih družb.....</i>	<i>31</i>
<b>6. SKLEP .....</b>	<b>33</b>
<b>LITERATURA .....</b>	<b>34</b>
<b>VIRI.....</b>	<b>35</b>

# 1. Uvod

V Sloveniji je tako kot v večini tranzicijskih in posttranzicijskih držav zagotavljanje plačilne discipline velik problem. Poslovni subjekti se v okolju, kot je naše, nenehno srečujejo s tveganjem izgub oziroma potencialno tudi stečaja ali prisilne poravnave zaradi velike plačilne nediscipline. V preteklosti je plačilno sposobnost spremljala Agencija RS za plačilni promet, ki pa je leta 2000 prenehala z delovanjem, kar pomeni, da nimamo več javno dostopnih podatkov o blokadah računov slovenskih gospodarskih subjektov.

V našem prostoru se je ta pereči problem še zaostрил, ker so sodni postopki v Sloveniji zelo dolgi in počasni. Največkrat manjši poslovni subjekti prej končajo v postopku prisilne poravnave oziroma stečaja, kot pa dosežejo poravnavo svojih terjatev po sodni poti.

Dejstvo je, da sta plačilna nesposobnost in plačilna nedisciplina zelo pogosta pojava v slovenskem gospodarskem prostoru ter da ima naša sodna veja oblasti zelo velike sodne zaostanke. To pomeni, da poslovni subjekt v Sloveniji ne more računati na to, da bo lahko svojo pravico oziroma poravnavo dočakal na sodišču. Na to tveganje morajo vsa podjetja in podjetniki računati v svojem poslovanju in ga upoštevati oziroma se pred njim zavarovati. To prav gotovo povzroča večje stroške poslovanja in vpliva tudi na konkurenčnost gospodarstva.

Cilj diplomskega dela je oceniti tveganje poslovanja s poslovnimi subjekti zaradi neplačila. Namen dela je izdelati model bonitetnih ocen poslovnih subjektov in pokazati, da predstavljeni model z vsaj osemdesetodstotno gotovostjo razporeja poslovne subjekte v posamezne bonitetne razrede in s tem dovolj dobro ocenjuje ter posledično opredeljuje verjetnost neplačila.

V prvem delu povzemam bistvene značilnosti in uporabo modelov bonitetnih ocen. Pojasnim, zakaj je treba poznati in uravnavati tveganja pri poslovanju v tržnem gospodarstvu. Opredelim bonitetne ocene in verjetnost neplačil ter predstavim njune bistvene sestavine. Prav tako pa se v prvem delu dotaknem problematike plačilne nediscipline in opozorim na posledice tega pojava za poslovne subjekte.

V drugem delu predstavim vzorec družb, ki mi je služil kot začetno orodje, s katerim sem poskušal kar najboljše definirati kazalnike, ki imajo največjo moč napovedovanja stanja posameznega poslovnega subjekta, in hkrati izločiti iz nadaljnje analize tiste, ki so večinoma medsebojno odvisni. Predstavljam izbor kazalnikov, s katerimi sem v nadaljevanju iskal ustrezen model za izračun in razvrščanje v bonitetne razrede. Izbor kazalnikov je omejen zgolj na najbolj informativne.

V tretjem delu predstavim celoten vzorec, na katerem opravi testiranje modela in opredelim tveganost panoge, v kateri deluje naključno izbrani poslovni subjekt. Poskušam utemeljiti in

empirično pokazati, zakaj pri ocenjevanju bonitete posameznega poslovnega subjekta ni treba upoštevati tudi uteži panoge, v kateri deluje. Prav tako podam oceno tveganosti slovenskega gospodarskega prostora kot celote.

V četrtem delu predstavim metodologijo za izračun vrednosti tveganja – ta namreč kaže na stanje v podjetju. Izračunana je na podlagi javno dostopnih podatkov o družbah. Z njeno pomočjo v nadaljevanju definiram bonitetne ocene in razvrstitev poslovnih subjektov v bonitetne razrede.

V petem delu so opredeljene mejne vrednosti tveganja za devet bonitetnih razredov in prikazane porazdelitve v bonitetne razrede vzorca gospodarskih družb v letih 2003 in 2004 na podlagi metodologije, ki jo predstavim.

V šestem delu se posvetim preverjanju ustreznosti modela na vzorcu družb, ki so šle v letu 2005 v prisilno poravnavo ali stečaj. Za te družbe izračunam vrednost tveganja in dodeljeno bonitetno oceno s pomočjo modela eno leto (2004) oz. dve leti (2003) pred dogodkom, ki je povzročil neplačilo upnikom, ter jo primerjam s porazdelitvijo svojega modela. Primerjavo opravi tudi z vzorcem družb, ki so bile v preteklih letih razvrščene v najboljši razred po metodologiji družbe Dun & Bradstreet. Preverbo opravi tudi z diskriminantno analizo, s katero preverim, kako diskriminantna analiza razporeja oziroma ločuje poslovne subjekte, ki jih je moj model razvrstil med zelo dobre ali slabe.

V sklepnem delu podam vrednostno sodbo o modelu, ki naj bi dajal informacije, ki bi bile podlaga za ocenjevanje verjetnosti neplačila posamezne družbe. Primerjam rezultate modela z zastavljenim ciljem in podam podrobnejše ugotovitve o postopku izdelave in preverjanja metodologije za izračun bonitetnih ocen.

## **2. Ocenjevanje tveganja neplačila**

V sodobnem hitro razvijajočem se gospodarstvu se gospodarski subjekti nenehno ustanavljajo in umirajo. S tem procesom preživetja najmočnejših in prenehanja delovanja slabših se srečujejo tudi vsi poslovni subjekti v našem gospodarskem prostoru. Glede na to se pri vseh gospodarskih subjektih pojavlja negotovost v obliki tveganja, da poslovni partnerji ne bodo uspeli v celoti poravnati svojih obveznosti.

Tveganje neplačila v celoti, večinoma preučujejo banke, saj so k temu zavezane z regulativo. Basel II predpisuje, kako morajo banke ravnati s kreditnimi tveganji, ki jih oblikujejo (Perraudin, 2004, str. 261). V bančni terminologiji je kreditno tveganje definirano kot tveganje, da dolžnik ne bo mogel ali hotel plačevati svojih obveznosti, kot je bilo dogovorjeno (Hempfen, Simonson, Coleman, 1994, str. 67). Tveganje pa bi upniki uspeli minimizirati pod pogojem, da bi imeli na voljo dovolj informacij o finančnem položaju svojih dolžnikov in o

njihovi plačilni sposobnosti ter plačilni disciplini. Te informacije bi potrebovali, preden bi sklenili posel s potencialnim poslovnim partnerjem. Najpogosteje zunanji deležniki nimajo informacij o tem, kakšno je bilo finančno stanje v družbi, na primer kolikokrat je bila družba nezmožna izkoristiti ugodnosti popustov na predplačila in je bila zato prisiljena zaradi likvidnostnih težav sprejeti precej dražje financiranje s strani svojih dobaviteljev ali kolikokrat je bila družba prisiljena prodati del svojih sredstev z izgubo, da je zagotovila denarna sredstva za tekoče poslovanje (Mramor, Valentinčič, 2003, str. 4). Informacije o finančnem položaju podjetja oziroma boniteti si poslovni subjekti lahko pridobijo na trgu od priznanih bonitetnih hiš, ki s pomočjo modelov ocenjujejo in rangirajo podjetja v bonitetne razrede. Boniteto lahko razumemo kot kakovost, vrednost posameznika, podjetja, stvari, zemljišč, na podlagi katere lahko sklepamo na stanje preučevanega predmeta (Belak, 1994, str. 202). V primeru bonitetnih ocen podjetij gre za oceno njihove plačilne sposobnosti in poslovne kulture oziroma plačilne discipline. Posamezni boniteti dodelimo rang, ki ga imenujemo bonitetni razred, bonitetnemu razredu pa določimo verjetnost neplačila oziroma povprečno zmožnost vračanja obveznosti v rokih za subjekte, uvrščene v določen razred.

Način dodeljevanja bonitetnih ocen oziroma ratingov posameznim družbam pa je lasten vsaki bonitetni hiši in je tudi njihova dobro varovana skrivnost. Kalibriranje je proces, pri katerem posamezni bonitetni oceni pripišemo verjetnost neplačila (Bluhm, Overbeck, Wagner 2003, str. 21). Verjetnost neplačila je rezultat preslikave, ki projicira bonitete iz opisne oblike na zaprt interval  $[0, 1]$ .

Boniteta  $\rightarrow$  Verjetnost neplačila,  $\{AAA, AA, \dots, C\} \rightarrow [0, 1]$ ,  $B \rightarrow VN(B)$

VN – verjetnost neplačila

B – boniteta

Verjetnosti neplačila so torej določene s preslikavo, v kateri je ključni vhodni podatek bonitetna ocena izbrane družbe.

Bonitetna ocena opisuje plačilno sposobnost posameznega poslovnega subjekta. Odražati bi morala stanje v družbi in se pri tem opirati na informacije, ki izhajajo iz stanja družbe. Pomembne informacije so predvsem:

- prihodnji prihodki in denarni tok,
- dolg, dolgoročne in kratkoročne obveznosti,
- struktura financiranja (finančni vzvod),
- položaj države, v kateri ima podjetje sedež,
- sposobnost posloводства.

Vse bonitetne hiše se trudijo pripisati svojim bonitetam verjetnost neplačila, kar pa je najpogosteje narejeno na podlagi enega od predstavljenih načinov (Bluhm, Overbeck, Wagner, 2003, str. 18):

- Kalibriranje verjetnosti neplačil na podlagi javno dostopnih podatkov. Najbolj znan model tega tipa je zagotovo model korporacije KMV – pričakovana frekvenca neplačila, ki bilančne podatke podjetji kalibrira v ocene verjetnosti neplačila za posamezno družbo.
- Kalibriranje verjetnosti neplačil na podlagi bonitet. V tem primeru je verjetnost neplačila tesno povezana z bonitetnimi ocenami, te pa so posameznim enotam dodeljene s strani priznanih bonitetnih hiš (Moody`s, Standard & Poor's, Dun & Bradstreet, Fitch) ali pa si podjetja ustvarijo svojo lastno bazo in izdelajo lasten model pripisovanja bonitetnih ocen posameznim gospodarskim subjektom, s katerimi poslujejo. To velja predvsem za banke, saj največkrat samo banke vodijo evidenco bonitet svojih strank.

Bonitetne ocene ne morejo biti opredeljene zgolj matematično, ampak je nujno potrebno, da so matematične formule dopolnjene s kvalitativnimi elementi. V praksi je pogosto, da statistična obdelava bonitetno oceno spremeni tudi za več kot eno stopnjo od matematično izračunane bonitete (Bluhm, Overbeck, Wagner 2003, str. 21).

Priznane bonitetne hiše razvrščajo družbe v različno število bonitetnih razredov: od 4 razredov, ki jih pozna metodologija Dun & Bradstreet, do 16 razredov, ki jih uporablja za razvrščanje Moody's. Ostale bonitetne hiše večinoma razvrščajo družbe v število razredov v omenjenem intervalu.

Metodologije priznanih bonitetnih institucij se med seboj razlikujejo. Podjetja razvrščajo v različno število razredov, vsem pa je skupno, da želijo čim natančneje napovedati verjetnost neplačila. Povezava med boniteto in plačilno sposobnostjo je bistvena. Plačilno sposobno pa je tisto podjetje, ki ima na voljo enaka ali večja denarna sredstva, kot so potrebna za poravnavanje zapadlih obveznosti (Turk, 1990, str. 32). Tri verjetno najpomembnejše bonitetne institucije so (Golin, 2001, str. 554–555):

- Standard & Poors, katere glavna posebnost je lista CreditWatch, na katero se uvrščajo subjekti, ki bi se jim bonitetne ocene lahko bistveno spremenile. S & P prav tako nakaže smer gibanja.



- Fitch Ratings namenja veliko pozornosti bonitetam bank in v ta namen izdeluje različne bonitetne ocene, in sicer mednarodno kratkoročno in dolgoročno boniteto, domačo kratkoročno in dolgoročno boniteto, boniteto zunanje pomoči in individualno boniteto.
- Moody's Investor service pa boniteto definira kot oceno, ki nam ponazarja mnenje o prihodnji sposobnosti, pravni obvezi in pripravljenosti izdajatelja obveznice ali drugačnega dolžnika, da v celoti in pravočasno dolžnikom poplača vse obveznosti.

Izbor pravnega modela oziroma bonitetne ocene je največkrat zelo pomemben vidik v celovitem postopku veje menedžmenta, ki se osredotoča na tveganja (Shimko, 2004, str. 574).

Po pregledu metodologij priznanih bonitetnih institucij sem se odločil, da bom poskušal definirati enostaven model, ki bi lahko razvrščal naključno izbrani poslovni subjekt v primeren bonitetni razred in s tem kazal na plačilno sposobnost posameznega poslovnega subjekta. Opisane bonitetne institucije se osredotočajo predvsem na bančni sektor, in sicer izdelujejo bonitetne ocene, namenjene predvsem bankam. Te s pomočjo bonitetnih ocen uravnavajo raven rezervacij v svojem poslovanju in se tudi odločajo o tem, ali naj določenemu poslovnemu subjektu sploh dodelijo posojilo. Namen mojega modela bonitetnih ocen pa je širša uporabnost in praktičnost, saj je namenjen vsem gospodarskim subjektom, da bi lahko preverili, kakšna je verjetnost plačilne nediscipline njihovih poslovnih partnerjev.

### **3. Plačilna nedisciplina**

Velik problem v razvijajočih se gospodarstvih je plačilna disciplina. Tudi Slovenija ni izjema, ta pereči problem pa lahko zavira tudi gospodarsko rast. Po podatkih empiričnih študij je v Sloveniji le 40 % prejetih računov plačanih pravočasno, 53 % jih je plačanih z zamikom, ki presega dogovorjeni rok plačila, kar 7 % vseh računov pa slovenski gospodarski subjekti nikoli ne plačajo svojim dobaviteljem. V evropskem prostoru je še zlasti zanimivo dejstvo, da se ob znani problematiki plačilne nediscipline ne povečuje povpraševanje po storitvah bonitetnih hiš oziroma po bonitetnih ocenah. V našem prostoru se poslovni subjekti zaenkrat še premalo zavedajo koristi, ki bi jih lahko imeli, če bi vnaprej poznali bonitetne ocene svojih poslovnih partnerjev. Žal podjetja na to pomislijo, šele ko so v situaciji, da ne morejo izterjati plačila od svojih poslovnih partnerjev (Petrič, 2002, str.62). Treba je poudariti, da je bonitetna ocena le eden od dejavnikov (informacij), s katerimi se lahko zavarujemo pred neplačilom s strani potencialnih kupcev naših storitev ali proizvodov, a je dostikrat ključen.

V raziskavi o plačilni nedisciplini v Evropski uniji je ugotovljeno, da poslovni subjekti čakajo na svoje poplačilo s strani kupcev od 120 do 180 dni, 30 do 90 dni je zamude na dogovorjene

plačilne roke, se pravi na dovoljen zamik, 30 do 60 dni se nanaša na zamudo poslovnih partnerjev, medtem ko kar 30 dni čakanja zavzemajo plačilne transakcije. Slovenija se na tej lestvici uvršča v zlato sredino, saj znaša povprečna zamuda pri poplačilu dobaviteljev 34 dni (Brvar 2002, str. 48).

Kot cilj podjetja se pogosto navaja njegova dolgoročna rast ob doseganju maksimalne tržne vrednosti lastniškega kapitala (Mramor, 2002, str. 39). Da pa bi podjetje uspelo doseči ta cilj, mora zagotavljati svojo plačilno sposobnost na dolgi rok. Problemi nastanejo, če podjetja zaidejo v težave, ker s tem ne ogrožajo zgolj lastnega obstoja, ampak posledično lahko v težave zaidejo tudi njihovi poslovni partnerji, ker jim podjetje ne more več plačevati zapadlih obveznosti.

Po ocenah bančnega sektorja je plačilna disciplina najbolj pereč pojav med majhnimi podjetji in samostojnimi podjetniki. Majhna podjetja imajo večinoma tudi relativno majhen osnovni kapital in kreditni potencial. Že relativno majhna stopnja dolžniških virov financiranja dostikrat pripelje samostojne podjetnike in manjša podjetja v situacijo, ko ne morejo več plačevati mesečnih obveznosti, ki nastajajo iz naslova dolžniških virov financiranja. Taka podjetja pa tudi nimajo dovolj lastniškega kapitala, da bi lahko ublažila nihanja v prihodkih in s tem redno servisirala svoje dolgove (Mlinarič 2000, str. 366).

Vse krizne situacije pri poslovnem subjektu prej ali slej vplivajo na njegov finančni položaj in s tem bistveno prispevajo k verjetnosti, da takšen poslovni subjekt v prihodnje ne bo sposoben redno plačevati svojih zapadlih obveznosti. Zelo verjetno je, da nekaj zaporednih finančnih kriz pripelje podjetje v začaran krog zadolževanja, ko se poslovni subjekti zadolžujejo z namenom, da z novimi dolgovi poplačujejo zapadle obveznosti. V tem krogu pa ni več prostora za investicije in razvoj. V številnih primerih tako podjetje v končni fazi pristane v postopku prisilne poravnave ali celo v stečajnem postopku. To pa za dobavitelje pomeni, da so postali stečajni upniki v stečajnem postopku, kar je pri nas običajno zelo dolgotrajen proces.

Nekateri avtorji menijo, da je stečaj potuha za neplačnike, kajti s tem postopkom se deloma izognejo poplačilu svojih obveznosti. Ti avtorji trdijo, da je prav plačilna nedisciplina glavna ovira za večjo rast podjetništva, pogosto pa tudi eden najpomembnejših vzrokov za propadanje malih podjetnikov v slovenskem gospodarskem prostoru (Mihelič, 2005, str. 1).

Veliko periodičnih težav pa nastane tudi zaradi nespoštovanja določil o odškodninski odgovornosti. Praksa kaže, da se tudi določila o odškodninski odgovornosti ne izvajajo ustrezno. Vodstva podjetij pre pogosto skrivajo likvidnostne težave, čeprav bi morala sama sprožiti ukrepe za izboljšanje likvidnosti. Ko pa gre podjetje končno v stečaj, se postopki vlečejo v nedogled. Ti so večkrat usodni za številna majhna podjetja, ki se pojavljajo v vlogi upnikov. Pri tem pa so pereč problem tudi podjetniki, ki ob propadu enega podjetja preprosto ustanovijo drugo in tako naprej ter pri tem oškodujejo veliko drugih podjetnikov. Tem ne

ostane nič drugega, kot da čakajo v vrsti upnikov na morebitno poplačilo. Prav zaradi tega je v očeh nekaterih stečaj velika potuha za neplačnike.

Poleg že omenjenih dolgih postopkov povzročajo velike težave tudi sodni zaostanki, zaradi katerih lahko en del krivde za stanje na področju plačilne nediscipline v minulih letih slovenski obrtniki in podjetniki pripišejo tudi neučinkovitosti slovenskega sodstva. Zaskrbljujoče je, da kar polovico sodnih zaostankov predstavljajo izvršilne zadeve, ki so običajno posledica plačilne nediscipline (Mihelič, 2005, str 1.).

Zaradi teh problemov, ki jih povzroča plačilna nedisciplina, bodo morali poslovni subjekti v prihodnosti več svoje energije usmeriti v iskanje dobrih poslovnih partnerjev in temu procesu nameniti tudi več sredstev. Rešitev tega problema so lahko bonitetne ocene, ki jih poslovni subjekt pridobi kot informacijo o plačilni sposobnosti in disciplini svojega poslovnega partnerja. V tem vidim priložnost za bonitetne hiše, da bistveno povečajo obseg svojega poslovanja in tudi večjo uporabno vrednost modelov, ki temeljijo na kazalnikih poslovanja podjetja, kot ga predstavljam v nadaljevanju.

## **4. Opredelitev modela za ocenjevanje bonitete podjetij**

### ***4.1 Izbor kazalnikov v modelu***

Tradicionalen način izbora kazalnikov za finančno analizo temelji na opredelitvi različnih vidikov poslovanja podjetja ter na arbitrarnem izboru nekaj kazalnikov, ki pomembno osvetljujejo te vidike. Pregled številnih domačih in tujih učbenikov pokaže, da različni avtorji uskupinjajo kazalnike v podobne, vendar ne popolnoma enake skupine, ki naj bi osvetljevale posamezna področja poslovanja (primer: Rees, 1995; Higgins, 1995; Brigham, 1995; Elliot, Elliot, 1996; Pratt, 1990; Mramor 1997). Najpogostejše skupine kazalnikov so dobičkonosnost, plačilna sposobnost, struktura financiranja, obračanje sredstev ter kazalniki tržnih vrednosti. Med avtorji pa prihaja do odstopanj pri uvrstitvi nekaterih kazalnikov v določeno skupino (Slapničar, Kuhelj, 1999, str. 2). Izbor konkretnih kazalnikov pa ne temelji na teoretičnih razvrstitvah, pač pa na presoji in izkušnjah uporabnikov, ki so lahko podprte z empirično ugotovljeno informativnostjo kazalnikov ter njihovo medsebojno povezanostjo. Za namen diplomskega dela, izdelave ocene verjetnosti neplačila, sem se osredotočil na kazalnike iz skupin plačilne sposobnosti in strukture financiranja na podlagi širšega nabora kazalnikov s strani skupine za ratinge Si-IRB<sup>1</sup>. Izbral sem devet kazalnikov, ki naj bi dovolj dobro napovedovali verjetnost neplačila. V tej fazi iskanja ustreznega modela za razvrščanje družb sem se osredotočili na to, da:

---

<sup>1</sup> Si-IRB je skupina, formirana pri Odboru za pripravo slovenskih bank na Basel II, v okviru Združenja bank Slovenije. Kratica pomeni Si – Slovenija in IRB – Internal Rating Based, kar se nanaša na poimenovanje modela za notranje ocene plačilne sposobnosti komitentov bank. (Jovan Šušteršič, 2004, str. 1)

– poiščem kazalnike, katerih vrednosti najbolj razločujejo dobre in slabe poslovne subjekte;

– poiščem kazalnike, ki so med seboj čim bolj neodvisni, ker to pomeni, da je dodatna informacijska vrednost vsakega izmed njih velika. Odvisne kazalnike sem v nadaljevanju razvoja modela izločil.

Izbrani kazalniki so (Slapničar, 2004, str. 16):

- **Razmerje med dolgom in kapitalom (D/K).** Ta kazalnik nam kaže, kakšno je razmerje med lastniškim in dolžniškim virom financiranja, in nakazuje potencialno željo podjetja po novem zadolževanju za poplačilo zapadlih obveznosti. Kazalnik se poveča, če podjetje financira svoje naložbe z uporabo dolžniških virov. Posebno pomemben je za upnike, saj prikazuje, kolikšno tveganost poslovanja prevzemajo lastniki in kolikšno dolžniki.

**Dolгови/Kapital** = (dolgoročne finančne in poslovne obveznosti +  
kratkoročne finančne in poslovne obveznosti)/kapital

- **Delež dolgoročnih obveznosti (DO)**

**Delež dolgoročnih obveznosti** = (kapital + dolgoročni dolgovi+ dolgoročne pasivne časovne razmejitev)/obveznosti do virov sredstev

- **Delež kratkoročnih obveznosti (KO).** DO in KO nam oba kažeta, kakšna je struktura ročnosti dolžniških virov financiranja, in s tem posledično kažeta na potencialne zapadle obveznosti poslovnega subjekta iz naslova financiranja.

**Delež kratkoročnih obveznosti** = kratkoročni dolgovi/obveznosti do virov sredstev

- **Delež dolga v pasivi (DP)** je kazalnik, ki nam kaže, kakšna je struktura financiranja sredstev, kakšen del odpade na dolžniško financiranje in kakšen del sredstev je financiran z lastniškim kapitalom.

**Delež dolga v pasivi** = dolgovi/obveznosti do virov sredstev

- **Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev (DPD)** nam kaže, kakšno je pokritje dolgoročnih sredstev z enakoročnimi obveznostmi do virov sredstev.

Kazalnik kaže dolgoročno financiranje dolgoročnih sredstev in normalnih zalog. Ob vrednosti kazalnika ena bi bilo spoštovano tako imenovano zlato bilančno pravilo. Zaloge se uvrščajo v imenovalec kazalnika zato, ker se tudi v okviru gibljivih sredstev pojavlja neki normalen, stalen obseg sredstev, ki so nekako dolgoročna. Kazalnik je konzervativen indikator plačilne sposobnosti, saj predpostavlja, da zalog ni mogoče unovčiti v kratkem času.

**Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev =**

$(\text{kapital} + \text{dolgoročne finančne in poslovne obveznosti}) / (\text{stalna sredstva} + \text{dolgoročne poslovne terjatve})$

- **Kratkoročni koeficient (KK)** kaže razmerje med kratkoročnimi sredstvi in kratkoročnimi obveznostmi ter prikazuje plačilno sposobnost podjetja na kratek rok. Praviloma naj bi znašala vrednost tega kazalnika vsaj 2, saj je to minimum, ki je potreben za zanesljiv denarni tok, vendar je to v različnih panogah različno, glede na hitrost unovčljivosti sredstev. Rastoča vrednost kazalnika skozi leta pomeni, da podjetje v kratkoročna sredstva veže primerljivo večje vsote denarja kot v preteklih letih in obratno.

**Kratkoročni koeficient** =  $(\text{kratkoročne poslovne terjatve} + \text{kratkoročne finančne naložbe} + \text{dobroimetja pri bankah, čeki, gotovina}) / \text{kratkoročne finančne in poslovne obveznosti}$

- **Pospešeni koeficient (POK)**. S primerjavo kratkoročnih sredstev, zmanjšanih za zaloge, in kratkoročnih obveznosti izraža razmerje med unovčljivostjo kratkoročnih sredstev brez zalog ter zapadlostjo kratkoročnih obveznosti. Je zelo konzervativno merilo plačilne sposobnosti, saj ugotavlja, ali je podjetje sposobno pokriti kratkoročne obveznosti, ne da bi bilo prisiljeno prodati zaloge.

**Pospešeni koeficient** =  $\text{likvidna sredstva} / \text{kratkoročne obveznosti}$

- **Pokritost obresti (PO)**. Kazalnik izraža, koliko lahko pade dobiček iz poslovanja, ne da bi bilo ogroženo odplačevanje obresti. Nezmožnost plačevanja obresti iz dobička lahko privede do novega zadolževanja in s tem v začaran krog, saj se obresti še povečajo. To pa privede do pravnih ukrepov s strani upnikov in tudi do stečaja. Za upnika je kazalnik tem ugodnejši, čim višji je.

**Pokritost obresti** =  $(\text{poslovni izid iz rednega delovanja} + \text{odhodki za obresti} + \text{amortizacija}) / \text{odhodki za obresti}$

- **Čista dobičkonosnost prihodkov (ČDP).** Ta kazalnik pove, koliko čistega dobička oziroma čiste izgube je bilo ugotovljene na 100 tolarjev doseženih prihodkov podjetja. Kazalnik vpliva na dobičkonosnost sredstev in kapitala.

$$\text{Čista dobičkonosnost prihodkov} = \text{dobiček/prihodki}$$

Vsi izbrani kazalniki razen kazalnika dobičkonosnosti prihodkov, ki je kazalnik dobičkonosnosti, po računovodski teoriji spadajo med kazalnike strukture financiranja in plačilne sposobnosti in zato po prepričanju številnih avtorjev (Rees, 1995; Pratt, 1990; Slapničar, Kuhelj, 1999) prav ti najboljše kažejo na verjetnost neplačila preučevanega gospodarskega subjekta. Čista dobičkonosnost prihodkov pa posredno kaže na moč podjetja, pridobivati visoke denarne pritoke v poslovanju. Izbrani kazalniki so torej tako ali drugače tesno povezani s finančnim stanjem podjetja.

#### ***4.2 Analiza medsebojne povezanosti kazalnikov***

Da bi preveril njihovo medsebojno odvisnost, sem oblikoval vzorec družb, na katerem sem izračunal korelacije med izbranimi devetimi kazalniki.

V vzorec je bilo vključenih 1281 poslovnih subjektov, ki so bili izbrani na podlagi pridobljenih bonitetnih ocen s strani Dun & Bradstreeta, od tega je bilo 633 družb, ki jih omenjena bonitetna hiša ocenjuje za dobre, in 648 družb, ki jih omenjena bonitetna hiša ocenjuje za slabe poslovne subjekte.

Tabela 1: Korelacijska matrika (Pearsonovih korelacijskih koeficientov)

KAZALNIK	D/K	DO	KO	DP	DPD	KK	POK	PO	ČDP
Razmerje med dolgom in kapitalom (D/K)	1,00								
Delež dolgoročnih obveznosti (DO)	-0,62*	1,00							
Delež kratkoročnih obveznosti (KO)	0,69*	-0,86*	1,00						
Delež dolga v pasivi (DP)	-0,76*	0,75*	-0,82*	1,00					
Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev (DPD)	-0,02	-0,04	0,03	0,01	1,00				
Kratkoročni koeficient (KK)	0,232	0,281	-0,419	0,406	0,022	1,00			
Pospešeni koeficient (POK)	-0,23	0,28	-0,41	0,41	0,02	0,99*	1,00		
Pokritost obresti (PO)	-0,06	0,07	-0,09	0,11	-0,01	0,05	0,05	1,00	
Čista dobičkonosnost prihodkov (ČDP)	-0,24	0,32	-0,37	0,33	0,03	0,21	0,21	0,22	1,00

Opomba: Z zvezdico so označene značilne korelacije kazalnikov.

Izračun Pearsonovih korelacijskih koeficientov med posameznimi kazalniki, kar je razvidno iz tabele 1, nam pove, da je zelo močna korelacija med določenimi kazalniki v izbranem vzorcu. Koeficient korelacije med *deležem dolgoročnih obveznosti* in *deležem kratkoročnih obveznosti* je zelo visok, in sicer znaša  $-0,857$ , kar pomeni, da sta kazalnika skoraj popolnoma negativno korelirana in da uporaba drugega kot pokazatelja stanja podjetja ne prinaša dodatnih informacij.

Prav tako so koeficienti korelacije na izbranem vzorcu med kazalniki *delež dolgoročnih obveznosti*, *delež kratkoročnih obveznosti*, *delež dolga v pasivi* in *razmerje med dolgom in kapitalom* zelo visoki in presegajo  $0,600$ , kar nam pove, da je iz izbrane skupine smiselno v modelu imeti samo en kazalnik kot pokazatelj verjetnosti neplačila. Na tem mestu sem se odločil, da bom v analizi oziroma v modelu v ta namen uporabljal kazalnik *razmerja med dolgom in kapitalom*, ostale tri pa bom zaradi velike \*koreliranosti z omenjenim kazalnikom iz nadaljnje analize izločil.

Zelo močna pozitivna korelacija se kaže tudi med pospešenim koeficientom in kratkoročnim koeficientom, saj znaša ta  $0,986$ , iz česar sledi, da se napovedovalna moč modela ne bo nič zmanjšala z izločitvijo enega od navedenih kazalnikov.

Za izdelavo modela je v analizi ostalo pet različnih kazalnikov, ki teoretično dovolj dobro opredeljujejo plačilno sposobnost in finančno tveganje ter niso empirično korelirani.

Ti kazalniki so:

- **razmerje med dolgom in kapitalom oz. finančni vzvod,**
- **dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev,**
- **kratkoročni koeficient,**
- **čista dobičkonosnost prihodkov,**
- **pokritost obresti.**

Po izboru kazalnikov, ki jih uporabim v svojem modelu za uvrščanje naključno izbranega poslovnega subjekta v bonitetni razred in posledično zmožnostjo ocenjevanja verjetnosti neplačila, v nadaljevanju predstavljam model za izračun verjetnosti neplačil, ki bo dovolj natančno napovedoval verjetnost neplačila.

V naslednjem koraku sem se lotil izdelave modela vrednosti tveganja za napovedovanje verjetnosti neplačila na podlagi opredeljenih kazalnikov. Vseh pet kazalnikov sem izračunal na celotnem vzorcu, ki sem ga nameraval razvrstiti z modelom.

### ***4.3 Vzorec in podatki***

Vzorec sestavljajo gospodarske družbe, za katere so mi bili na voljo podatki v bonitetnih bazah družbe I, d. o. o. Dejavnost omenjenega podjetja je ocena bonitet slovenskih podjetij po metodologiji Dun & Bradstreeta.

Za leto 2004 so bili na voljo podatki za:

- 13.555 d. o. o. in d. d.,
- 10.208 samostojnih podjetnikov.

Za leto 2003 pa podatki za:

- 12.941 d. o. o. in d. d.,
- 9.818 samostojnih podjetnikov.

Število gospodarskih družb (23.763 v 2004 in 22.759 v 2003), na podlagi katerih sem naredil analizo računovodskih izkazov, zadovoljivo odraža sliko populacije slovenskih poslovnih subjektov za izdelavo modela verjetnosti neplačil, saj predstavlja dobrih dvajset odstotkov vseh poslovnih subjektov, registriranih v Republiki Sloveniji konec navedenih let. Ti subjekti so bili v analizo izbrani zato, ker so vsi v preučevanih letih aktivno poslovali.



Pri določanju bonitete gospodarskih družb in pri opredeljevanju verjetnosti neplačila so odločilni rezultati družbe. Vpeljava kazalnikov panog bi prinesla slabšo oceno od realne dobrih podjetjem v "slabih" panogah in boljšo oceno od tiste, ki si jo zaslužijo "slaba" podjetja v dobrih panogah (zato nisem v analizo vpeljal uteži panog). Sposobnost družb, da se učijo hitreje kot konkurenti in da se nenehno ter nadzorovano spreminjajo in prilagajajo, da so iz dneva v dan močnejše, prodornejše, sposobnejše in iznajdljivejše od konkurentov, že nekaj časa v globalni konkurenci na tako majhnem trgu, kot je slovenski, ni vezana na panoge, pač pa na vsako posamezno družbo.

#### ***4.4 Lastnosti vzorca***

Na podlagi podatkov, zbranih za 23.763 poslovnih subjektov v letu 2004 in 22.759 subjektov v letu 2003, sem se lotil izračuna opisnih statistik, da bi ponazoril značilnosti vzorca.

Naloga opisne statistike je prikaz lastnosti statistične populacije. Na eni strani je naloga opisne statistike prikazati skupne lastnosti statističnih enot, kako se različne enote med seboj povezujejo oziroma kakšne skupne lastnosti ustvarjajo. Na drugi strani pa nam opisna statistika kaže na raznolikost statističnih enot, se pravi, da nam kaže spremenljivost oziroma variabilnost našega vzorca. Temeljni kazalci opisne statistike so aritmetična sredina, mediana, modus, varianca, standardni odklon, kvantili in komulativne frekvence (Pfajfar, Arh, 2004).

V prvem koraku sem izračunal aritmetično sredino, minimum in maksimum vzorca ter standardni odklon posameznega kazalnika na vzorcu za leto 2003.

Tabela 2: Opisne statistike vzorca iz leta 2003

Kazalnik	Št. enot	Minimum	Maksimum	Aritmetična sredina	Standardni odklon
Razmerje med dolgom in kapitalom	22.759	-48,37	83,11	1,97	6,6
Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev	22.759	-29,39	135,67	3,04	8,32
Kratkoročni koeficient	22.759	0,00	56,16	2,00	3,77
Čista dobičk. prihodkov	22.759	-293,41	688,00	7,43%	5,94
Pokritost obresti	22.759	-472,00	1645,3	74,37	209,44

Kot je razvidno iz tabele 2, je v vzorcu 22.759 poslovnih subjektov iz leta 2003 kar velika variabilnost, kar kaže na to, da so v vzorcu zajeti precej različni poslovni subjekti glede na izbrane kazalnike poslovanja. Na podlagi tega lahko sklepamo, da je vzorec dovolj raznolik in da z zadostno mero gotovosti ponazarja dejansko stanje na slovenskem gospodarskem prostoru.

Tako kot za leto 2003 sem izračunal določene opisne statistike tudi za leto 2004.

Tabela 3: Opisne statistike vzorca iz leta 2004

Kazalnik	Št. enot	Minimum	Maksimum	Aritmetična sredina	Standardni odklon
Razmerje med dolgom in kapitalom	23.763	-35,40	49,95	1,92	5,66
Dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev	23.763	-49,54	48,90	1,81	5,03
Kratkoročni koeficient	23.763	0,00	68,51	1,82	3,38
Čista dobičk. prihodkov	23.763	-453,02	401,86	1,75 %	4,62
Pokritost obresti	23.763	-754,00	999,45	53,79	150,62

Kot lahko razberemo iz tabele 3, je tudi vzorec družb v letu 2004 zelo raznolik, na kar kažejo standardni odkloni izračunanih kazalnikov, saj so ti relativno veliki. Najbolj pa v obeh primerih izstopa kazalnik pokritosti obresti, pri katerem je variabilnost največja, kar je tudi pričakovano, kajti obresti pri velikem delu poslovnih subjektov niso ključna kategorija.

Iz predstavljenih rezultatov lahko sklepamo, da oba vzorca z dovolj veliko raznolikostjo ponazarjata slovenski gospodarski prostor. Po predstavitvi značilnosti vzorcev v nadaljevanju razpravljam o svoji odločitvi o neupoštevanju uteži panog v modelu.

#### **4.5 Panožno tveganje**

V gospodarstvu deluje več panog, med katerimi so velike razlike v tveganosti in donosnosti, zato so med njimi razlike tudi glede uspešnosti in verjetnosti neplačila.

Treba je preveriti, kakšne so stopnje tveganja stečaja in prisilnih poravnav v posameznih panogah. To sem storil na podlagi statističnih podatkov za stečaje in prisilne poravnave poslovnih subjektov v letih med 1999 in 2005.

V analizo so bili vključeni vsi poslovni subjekti, ki so bili razvrščeni v 10 panog. Tako je začetno bazo sestavljalo 92.279 poslovnih subjektov.

Tabela 4 prikazuje delež stečajev in prisilne poravnave vsake panoge posebej, in sicer ločeno za gospodarske družbe in ločeno za samostojne podjetnike. Nato pa sem izračunal še delež v posamezni panogi v celoti ne glede na pravnoorganizacijsko obliko poslovnega subjekta.

Tabela 4: Delež stečajev in prisilnih poravnav v panogi, ločeno za gospodarske družbe (GD) in samostojne podjetnike (SP) ter sumarno za vse poslovne subjekte

<b>Panoga</b>	<b>Delež GD</b>	<b>Delež SP</b>	<b>Delež GD+SP</b>
Rudarstvo	7,46 %	0,00 %	3,46 %
Predelovalne dejavnosti	9,80 %	1,97 %	5,03 %
Oskrba z električno energijo	1,46 %	0,00 %	0,93 %
Gradbeništvo	3,93 %	2,70 %	3,76 %
Trgovina	7,74 %	2,51 %	5,74 %
Gostinstvo	7,19 %	4,03 %	5,06 %
Promet, skladiščenje, zveze	5,09 %	1,46 %	2,32 %
Finančno posredništvo	4,52 %	0,16 %	4,39 %
Nepremičnine, najem, poslovne storitve	3,18 %	0,66 %	2,57 %
Skupaj	6,09 %	2,16 %	4,60 %

Vir: Statistični urad Republike Slovenije, baza prisilnih poravnav in stečajev v letih od 1999 do 2005.

Iz navedenih deležev sledi, da je povprečen delež gospodarskih družb, ki gredo v stečaj ali prisilno poravnavo, enak 6,09 %, kar pomeni 61 družb od 1000 registriranih na presečni dan. V postopku stečaja ali prisilne poravnave se znajde v povprečju 22 registriranih podjetnikov od naključno izbranih 1000 registriranih podjetnikov na presečni dan. V celotnem

gospodarstvu pa v povprečju zaide v stečaj ali prisilno poravnavo 46 od 1000 registriranih poslovnih subjektov na presečni dan. Zato ocenjujem, da je tveganost slovenskega gospodarskega prostora enaka 4,6 %.

Kot je razvidno iz tabele 4, ob upoštevanju vseh poslovnih subjektov tveganost niha med 0,93 % do 5,74 % od panoge oskrba z el. energijo do trgovinske dejavnosti. To po moji presoji ne predstavlja takšnih razlik med panogami, da bi bilo treba v modelu verjetnosti neplačil upoštevati dodatno ponderiranje za tveganost panoge, kajti razlike med podjetji znotraj panoge so veliko večje kot razlike med panogami. Za upnike je pomembno, ali je podjetje dobro ali slabo glede na celotno gospodarstvo in ne toliko, ali je dobro znotraj slabe panoge. Torej, upoštevati je treba kvaliteto podjetja glede na celotno gospodarstvo. Zato zagovarjam individualno obravnavanje vsakega posameznega subjekta brez vpliva dodatnih ponderjev za panogo, v kateri nastopa, saj individualiziranje posameznega subjekta podrobneje določa njegovo stanje kot panoga, v kateri subjekt deluje. Očitno pa je, da bo v slabše razrede razvrščeno več podjetij bolj tveganih panog kakor podjetij manj tveganih panog. To pa dosežem že z individualizacijo posameznega poslovnega subjekta.

Po utemeljitvi odločitve o tem, da v modelu ne bom upošteval dodatnih uteži panog, vam v naslednjem koraku predstavim metodologijo, s katero razvrščam poslovne subjekte v bonitetne razrede.

#### ***4.6 Model za izračun vrednosti tveganja***

Cilj lastnega modela verjetnosti neplačil je porazdeliti vzorec gospodarskih subjektov v opredeljeno število bonitetnih razredov na podlagi vrednosti izbranih kazalnikov. Model je linearna funkcija, ki preslika vrednosti izbranih pet kazalnikov v bonitetne razrede, ki posledično kažejo na verjetnost neplačila.

V postopku izdelave modela sem preverjal različne porazdelitve teh subjektov glede na vrednosti izbranih kazalnikov in nominalno določenih uteži pri vsakem kazalniku. Med iskanjem najboljšega modela oziroma modela, ki na podlagi empiričnih podatkov za pretekla leta z dovolj veliko zanesljivostjo razporeja poslovne subjekte glede na vrednost tveganja, sem v začetni fazi oblikoval 21 modelov. Za vse modele sem izračunal porazdelitev poslovnih subjektov v bonitetne razrede in nato primerjal to porazdelitev z normalno porazdelitvijo vzorca. Po izločitvah modelov, ki so močno odstopali od normalne porazdelitve, mi je ostalo na voljo še sedem modelov z različnimi utežmi pri posameznih kazalnikih, vendar je končno izbrani model najbolje razporejal vzorčne podatke na podlagi empirično izračunanih kazalnikov za leti 2003 in 2004.

Model opredeljuje linearno funkcijo kazalnikov kot seštevek točk dodeljenim vrednostim posameznega kazalnika.

$$\text{Vrednost tveganja} = \text{Točke}_{D/K} + \text{Točke}_{DPD} + \text{Točke}_{KK} + \text{Točke}_{\check{C}DP} + \text{Točke}_{PO}$$

Število točk, ki jih lahko posamezni kazalnik prinese k celotni vsoti točk poslovnega subjekta, pa je odvisno od uteži, ki je bila dodeljena posameznemu kazalniku v fazi izbora modela. Na podlagi poskusov različnih modelov na empiričnih podatkih sem se odločil za naslednje uteži:

- Razmerju dolga in kapitala sem dodelil utež 20, kar pomeni, da lahko ta kazalnik k skupni vrednosti tveganja prinese največ 20 točk in najmanj –20 točk.
- Dolgoročni pokritosti dolgoročnih sredstev sem dodelil utež 10, kar pomeni, da lahko ta kazalnik k skupni vrednosti tveganja prinese največ 10 točk in najmanj –10 točk.
- Kratkoročnemu koeficientu sem dodelil utež 10, kar pomeni, da lahko ta kazalnik k skupni vrednosti tveganja prinese največ 10 točk in najmanj –10 točk.
- Pokritosi obresti sem dodelil prav tako utež 20, kar pomeni, da lahko ta kazalnik k skupni vrednosti tveganja prinese največ 20 točk, najmanj pa –20 točk.
- Čisti dobičkonosnosti prihodkov sem dodelil utež 20, kar pomeni, da lahko ta kazalnik k skupni vrednosti tveganja prinese največ 20 točk, najmanj pa –20 točk.

Tako lahko na podlagi predstavljenega sistema uteži poslovni subjekt pridobi največ 80 točk, to je v primeru, ko doseže največjo vrednost pri točkovanju vseh kazalnikov, in najmanj –80 točk, to je takrat, ko doseže najmanjšo vrednost točk pri točkovanju vseh petih kazalnikov.

V nadaljevanju predstavljam način izračuna števila točk po posameznih kazalnikih. Kot referenčno mero vrednosti posameznega kazalnika sem za vse kazalnike izračunal vrednost tretjega kvartila ( $Q_3$ ) podjetij. Izračune tretjih kvartilov sem opravil na obeh bazah za leti 2004 in 2003. S pomočjo tretjega kvartila sem nato definiriral formule za pretvorbo vrednosti kazalnikov v število točk, vrednosti kazalnikov so v posamezni formuli označene z X:

$$\text{Točke (dolgovi/kapital)} = 20 - 20 \cdot X / Q_3$$

Točke sem izračunaval po linearni formuli tako, da sem dodeljene točke omejil na interval –20, +20. Točkovanje prinese 0 točk pri vrednosti kazalca 3. kvartila in +20 točk, če je

vrednost kazalca 0. V primeru, da je kapital negativen ali enak 0, je dodeljeno ocenjevani družbi -20 točk. Za vrednosti kazalca dolgovi/kapital, ki presegajo vrednost dvakratnika  $Q_3$ , sem prav tako poslovnemu subjektu dodelil -20 točk. Se pravi, da ta kazalnik za slabe družbe opredeli vse družbe, ki imajo negativni kapital, in vse družbe, katerih kazalnik presega dvakratnik vrednosti tretjega kvartila. Tako sem lahko razvrstil tudi ekstremne vrednosti vseh kazalcev v intervalu med -80 do +80.

**Točke (dolgoročna pokritost dolgoročnih sredstev) =  $-10 + 10 \cdot X/Q_3$**

Točke omejim na interval -10, +10. Točkovanje prinese 0 točk pri vrednosti kazalca, enaki 3. kvartilu, in -10 točk pri vrednosti kazalca 0 (nič dolgoročnih dolgov za pokrivanje dolgoročnih sredstev, le kratkoročni dolgovi). Za vrednosti kazalca, večje od dvakratnika 3. kvartila, dodelim gospodarskemu subjektu +10 točk. V primeru, da je vrednost dolgoročnih sredstev enaka 0, se ocenjevani družbi dodeli +10 točk, če je števec (kapital + dolgoročni dolgovi + rezervacije) večji od 0. Če pa je števec manjši od 0 in vrednost dolgoročnih sredstev enaka 0, se ocenjevani družbi dodeli -10 točk. Se pravi, če družba nima pozitivnih dolgoročnih obveznosti, kar je v primeru, ko ima velik negativni kapital, takrat seveda tej družbi pripišem -10 točk.

**Točke (kratkoročni koeficient) =  $-10 + 10 \cdot X/Q_3$**

Točke omejim na intervalu od -10 do +10. Točkovanje prinese 0 točk pri vrednosti kazalca 1 in -10 točk pri vrednosti kazalca 0 (nič kratkoročnih sredstev za pokrivanje kratkoročnih obveznosti). Vsem vrednostim kazalca, večjim od 2, sem dodelili +10 točk, prav tako pa sem ocenjevani družbi dodeli +10 točk, če so kratkoročne obveznosti enake 0.

**Točke (čista dobičkonosnost prihodkov) =  $-20 + 20 \cdot X/Q_3$**

Točke sem izračunaval po linearni formuli, s tem da sem dodeljene točke omejil na interval -20, +20. Točkovanje prinese 0 točk pri vrednosti kazalca, enaki 3. kvartilu, in -20 točk pri vrednosti kazalca 0 (nič dobička). Za vrednosti kazalcev, večjih od dvakratnika 3. kvartila, dodelim družbam 20 točk. V primeru, da so prihodki enaki 0, pa se ocenjevani družbi dodeli -20 točk.

**Točke (pokritost obresti) =  $-20 + 20 \cdot X/Q_3$**

Točke sem izračunaval po linearni formuli, s tem da sem dodeljene točke omejil na interval -20, +20. Točkovanje prinese 0 točk pri vrednosti kazalca, enaki 3. kvartilu in -20 točk pri vrednosti kazalca 0 (ni sredstev za pokrivanje obresti). Za vrednosti kazalcev, večjih od dvakratnika 3. kvartila, dodelim družbi 20 točk. Če pa je pri izračunavanju vrednosti za poslovni subjekt imenovalec enak 0 (odhodki za obresti), ugotavljam predznak števca in

dodeljujem točke takole: če je števec (čisti poslovni izid + amortizacija) večji od 0, dodelim družbi +20 točk, če pa je števec manjši od 0, dodelim družbi –20 točk.

Trem kazalnikom sem s tako opisanim izračunavanjem točk določil utež 20, ostalima dvema kazalnikoma pa utež 10.

Na podlagi opisa metodologije nato izračunam vrednost vseh točk (oz. tveganja plačilne nesposobnosti) po formuli (T je število točk):

$$\text{Vrednost tveganja} = \sum_{i=1}^5 T_i$$

Vrednost tveganja za posamezno leto predstavlja seštevek točk posameznih kazalcev, iz česar sledi, da se vrednost giblje na intervalu od –80 do +80.

Za razvrščanje podjetij v posamezne bonitetne razrede je treba po opisanem postopku izračunati vrednost za posamezno leto.

Sedaj sem definiral svoj model, s katerim izračunavam bonitetne ocene, v nadaljevanju pa bom prikazal, kako model razporeja vzorec več kot dvajset tisoč gospodarskih subjektov.

#### ***4.7 Določitev mejnih vrednosti bonitetnih razredov***

Z namenom, da bi model poslovne subjekte glede na vrednost tveganja porazdelil normalno, sem določil mejne vrednosti za 9 razredov.

Tabela 5: Oznake in mejne vrednosti bonitetnih razredov

<b>BONITETNI RAZRED</b>	<b>RANG</b>	<b>VREDNOST TOČK (OD – DO VKLJUČNO)</b>
<b>AAA</b>	1	$T > 63$
<b>AA</b>	2	$46 < T \leq 63$
<b>A</b>	3	$28 < T \leq 46$
<b>BBB</b>	4	$10 < T \leq 28$
<b>BB</b>	5	$10 \geq T \geq (-10)$
<b>B</b>	6	$(-10) > T \geq (-28)$
<b>CCC</b>	7	$(-28) > T \geq (-46)$
<b>CC</b>	8	$(-46) > T \geq (-63)$
<b>C</b>	9	$(-63) > T$

Meje devetih razredov so bile arbitrarno določene na podlagi preproste enačbe. Razpon vrednosti tveganja znaša 161 z upoštevanjem ničle v sredini vrste, kar znese v povprečju razpon 18 enot na posamezen razred. Odločil sem se, da bo srednji razred razširjen, medtem ko sta bila skrajna razreda zožana na 17 točk. V nadaljnjem postopku sem izračunal vrednosti točk za celoten vzorec za leti 2003 in 2004.

#### ***4.8 Razvrstitev gospodarskih družb***

Gospodarske družbe sem razvrstil v devet oblikovanih razredov od C do AAA za vsako leto posebej.

Tabela 6: Razvrstitev gospodarskih družb v bonitetne razrede

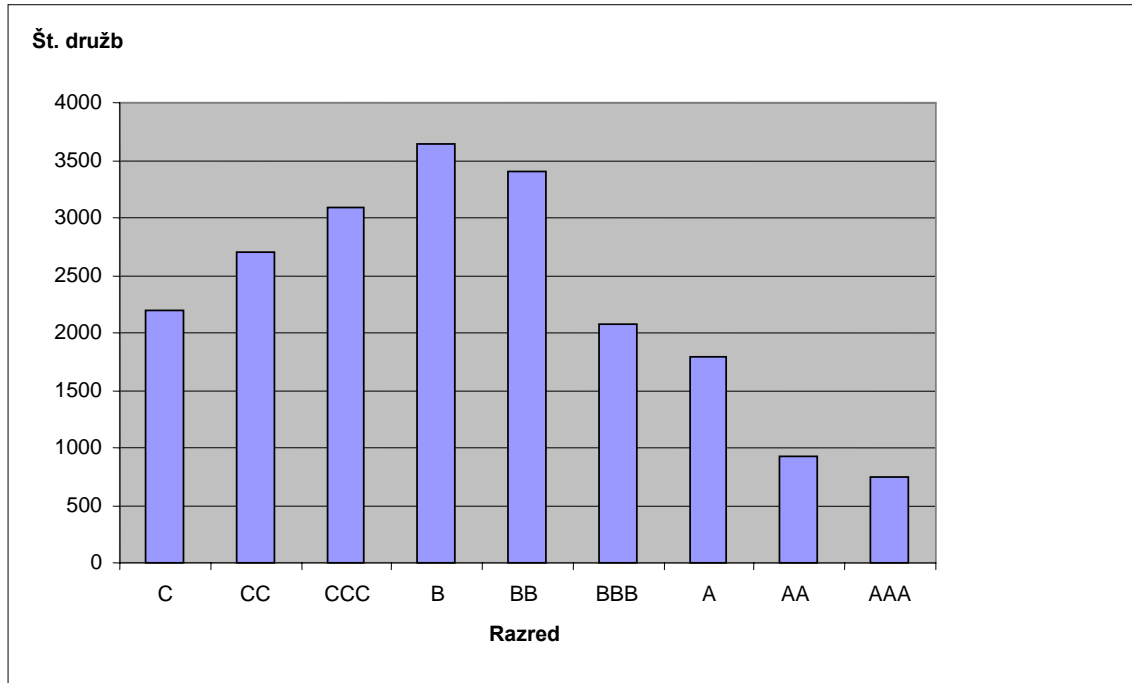
	C	CC	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA	Skupaj
Leto										
2004	2853	2093	3239	3667	3423	2038	1712	908	636	20569
	13,87 %	10,18 %	15,75 %	17,83 %	16,64 %	9,91 %	8,32 %	4,41 %	3,09 %	100 %
2003	2189	2704	3094	3647	3397	2069	1792	926	751	20569
	10,64 %	13,15 %	15,04 %	17,73 %	16,52 %	10,06 %	8,71 %	4,50 %	3,65 %	100 %

Dejanske porazdelitve v devet razredov so bile primerjane z normalno porazdelitvijo in so grafično ponazorjene v sliki 1.



Porazdelitev gospodarskih družb v letu 2003:

Slika 1: Grafičen prikaz porazdelitve preučevanih gospodarskih družb v bonitetne razrede

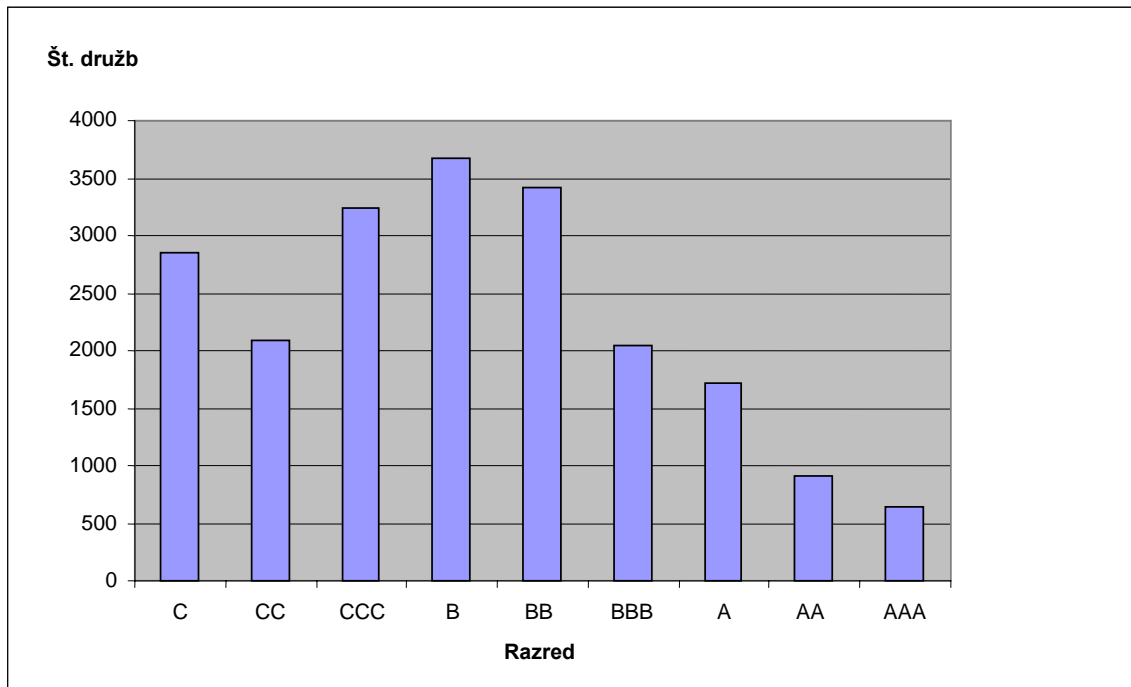


Družbe se porazdeljujejo skoraj normalno. Porazdelitev točk ima aritmetično sredino  $\mu = -14,06$ , njen pripadajoči standardni odklon ( $\sigma$ ) pa znaša 39,57.

Na intervalu od  $\mu - \sigma$  do  $\mu + \sigma$  je razporejenih 62,18 % vseh gospodarskih družb, na intervalu od  $\mu - 2\sigma$  do  $\mu + 2\sigma$  pa je razporejenih 97,08 % vseh preučevanih gospodarskih družb.

Porazdelitev gospodarskih družb v letu 2004:

Slika 2: Grafičen prikaz porazdelitve preučevanih gospodarskih družb v bonitetne razrede



V letu 2004 je porazdelitev vrednosti tveganja prav tako skoraj normalna, majhna anomalija se pripeti samo pri prehodu iz razreda CC v razred C, ker je model razvrstil na tem vzorcu v zadnji razred nekoliko več enot kot v predzadnji razred. Porazdelitev vrednosti tveganja ima aritmetično sredino  $\mu = -15,44$ , njen pripadajoči standardni odklon ( $\sigma$ ) pa znaša 39,35.

Na intervalu od  $\mu - \sigma$  do  $\mu + \sigma$  je razporejenih 63,09 % vseh gospodarskih družb, na intervalu od  $\mu - 2\sigma$  do  $\mu + 2\sigma$  pa je razporejenih 96,91 % vseh preučevanih gospodarskih družb.

Na podlagi predstavljenih rezultatov lahko ugotovim, da predstavljeni model zadovoljivo razvršča gospodarske družbe v bonitetne razrede.

#### ***4.9 Razvrstitev samostojnih podjetnikov***

V tem razdelku je prikazana porazdelitev samostojnih podjetnikov v devet oblikovanih razredov od razreda C do razreda AAA. Razredna porazdelitev je oblikovana za vsako leto posebej.

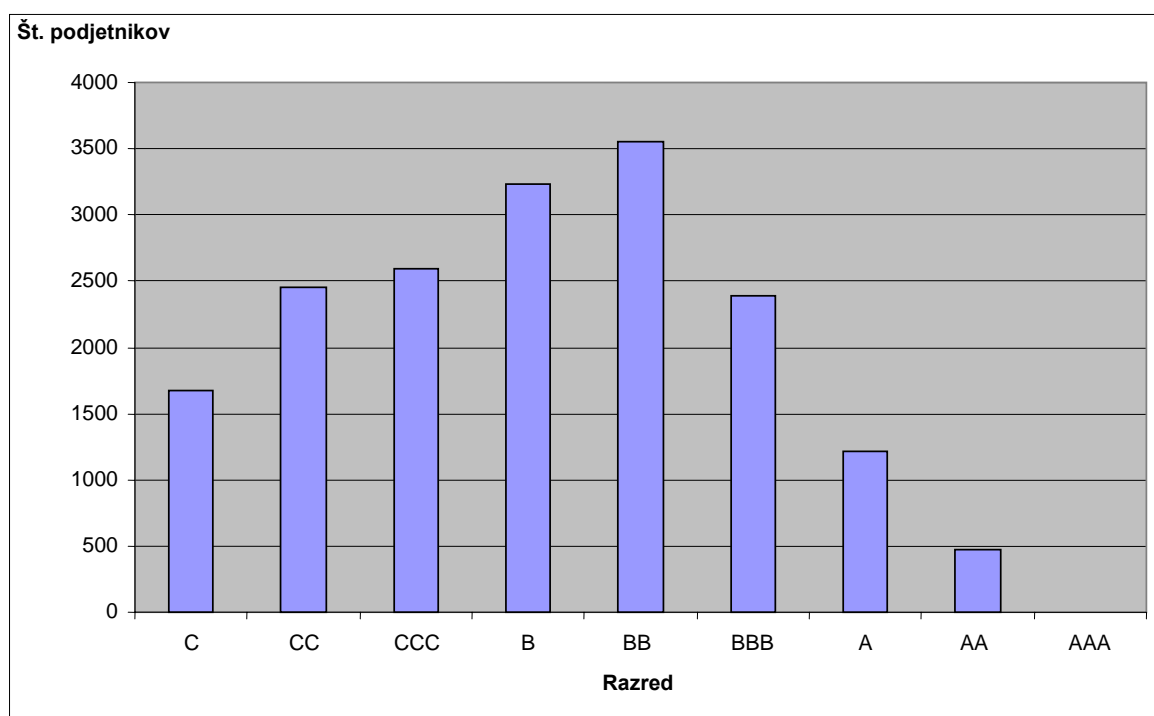
Tabela 7: Porazdelitev samostojnih podjetnikov v bonitetne razrede

	C	CC	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA	
Leto	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
2004	1985	2098	3031	3181	3496	2241	1152	415	0	17599
	11,28 %	11,92 %	17,22 %	18,07 %	19,86 %	12,73 %	6,55 %	2,36 %	0,00%	100 %
2003	1679	2449	2596	3239	3558	2396	1212	470	0	17599
	9,54 %	13,92 %	14,75 %	18,40 %	20,22 %	13,61 %	6,89 %	2,67 %	0,00%	100 %

Tudi razvrstitev vzorca podjetnikov se dobro približa normalni porazdelitvi, kar je prikazano v grafikonih. Pri razporejanju samostojnih podjetnikov v bonitetne razrede je prišlo do rahlih anomalij, ki pa so pričakovane, saj imajo SP specifične funkcije računovodskih izkazov (predvsem zaradi davčnega vidika) in tudi specifičen način financiranja delovanja. Toda kljub temu je na intervalu od  $\mu - \sigma$  do  $\mu + \sigma$  porazdeljenih 64,29 % vseh samostojnih podjetnikov, medtem ko je na intervalu od  $\mu - 2\sigma$  do  $\mu + 2\sigma$  razporejenih kar 98,09 % vseh samostojnih podjetnikov, obravnavanih v izbrani populaciji.

Porazdelitev samostojnih podjetnikov v letu 2003:

Slika 3: Grafičen prikaz porazdelitve samostojnih podjetnikov v bonitetne razrede

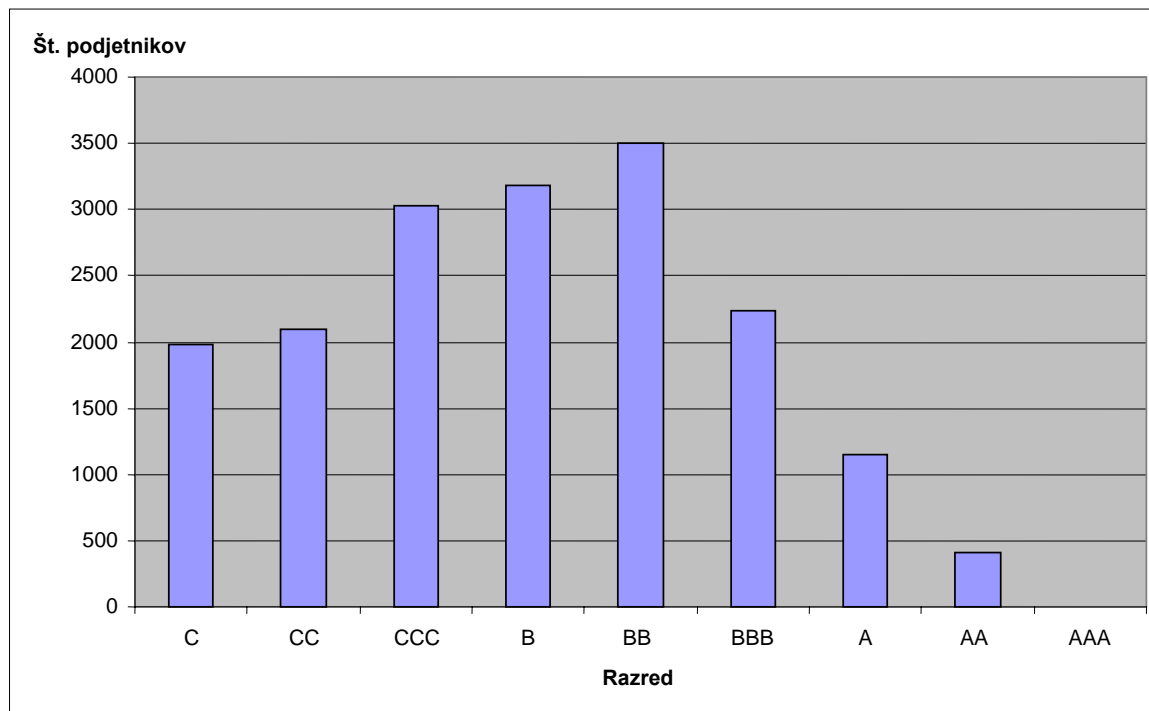


Porazdelitev vrednosti tveganja je skoraj normalna. Porazdelitev vrednosti ima aritmetično sredino  $\mu = -17,27$ , njen pripadajoči standardni odklon ( $\sigma$ ) pa znaša 33,85.

Na intervalu od  $\mu - \sigma$  do  $\mu + \sigma$  je razporejenih 62,25 % vseh samostojnih podjetnikov, na intervalu od  $\mu - 2\sigma$  do  $\mu + 2\sigma$  pa je razporejenih 98,26 % vseh preučevanih podjetnikov.

Porazdelitev samostojnih podjetnikov v letu 2004:

Slika 4: Grafičen prikaz porazdelitve samostojnih podjetnikov v bonitetne razrede



V letu 2004 se vrednosti tveganja prav tako porazdeljujejo skoraj normalno. Porazdelitev vrednosti ima aritmetično sredino  $\mu = -18,35$ , njen pripadajoči standardni odklon ( $\sigma$ ) pa znaša 33,61.

Na intervalu od  $\mu - \sigma$  do  $\mu + \sigma$  je razporejenih 63,32 % vseh samostojnih podjetnikov, na intervalu od  $\mu - 2\sigma$  do  $\mu + 2\sigma$  pa je razporejenih kar 98,30 % vseh preučevanih samostojnih podjetnikov.

## 5. Preverba modela

### 5.1 Primerjava z razvrstitvijo Dun & Bradstreeta

Po porazdelitvi gospodarskih subjektov v razrede bonitetnih ocen v letih 2003 in 2004 sem preveril, kako dobro model razvršča družbe s pomočjo kontrolnih skupin gospodarskih subjektov, ki jih je neodvisno od pričujočega modela med dobre in slabe razvrstila priznana agencija Dun & Bradstreet. Dobri so bili v naslednjih letih gonilo slovenskega gospodarskega prostora, slabi pa so končali v prisilni poravnavi ali stečaju v naslednjih letih. Podatke o teh

sem dobil od družbe I, d. o. o., in sicer ločeno za gospodarske družbe in samostojne podjetnike. V skupini slabih poslovnih subjektov je bilo zajetih 33 samostojnih podjetnikov in 168 gospodarskih družb, v skupini dobrih poslovnih subjektov pa je bilo zajetih 10 samostojnih podjetnikov in 357 gospodarskih družb.

Na izbranem vzorcu reprezentativnih poslovnih subjektov sem izračunal porazdelitve teh neodvisnih subjektov v bonitetne razrede. Preverba modela je bila izvedena po letih, in sicer ločeno za samostojne podjetnike in gospodarske družbe. V sklepnih fazah preverbe modela pa je bila porazdelitev izračunana še na skupnem kontrolnem vzorcu za vsako leto posebej.

Tveganost posameznega poslovnega subjekta v posameznih razredih je ocenjena, kot sledi v tabeli 8, in sicer prvih šest razredov ocenjujem za dobre, zadnje tri pa za slabe:

Tabela 8: Tveganost poslovnega subjekta

<b>BONITETNI RAZRED</b>	<b>Oznaka razreda</b>	<b>Ordinalna lestvica tveganosti neplačila</b>	<b>Tveganost neplačila</b>
1	AAA	Ni bistvenega tveganja	Normalna
2	AA	Zanemarljivo tveganje	
3	A	Nekaj tveganja	
4	BBB	Bolje kot povprečje	
5	BB	Povprečje	
6	B	Še sprejemljivo	
7	CCC	Zahteva preventivno ravnanje	Potreben pozornosti
8	CC	Zahteva strog nadzor	Nevarnost stečaja
9	C	Zahteva strog nadzor	Na robu stečaja ali prisilne poravnave

Napako pri razvrstitvi sem izračunal kot delež navzkrižno razvrščenih podjetij: če moj model razvrsti podjetje kot dobro in model Dun & Bradstreeta kot slabo in obratno.

Rezultati:

Tabela 9: Porazdelitev kontrolnega vzorca samostojnih podjetnikov v bonitetne razrede v letu 2003

SP	C	CC	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA	
Slabe										
2003	17	5	3	7	1	0	0	0	0	33
	51,52 %	15,15 %	9,09 %	21,21 %	3,03 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100 %
Dobre										
2003	0	0	1	1	2	5	1	0		10
	0,00 %	0,00 %	10,00 %	10,00 %	20,00 %	50,00 %	10,00 %	0,00 %	0,00 %	100 %

Porazdelitev kontrolnega vzorca samostojnih podjetnikov na podlagi kazalnikov, izračunanih za leto 2003.

Tabela 10: Izračun napake

SP	2003	Razvrstitev po modelu	
		Slabe	Dobre
Razvrstitev Dun & Bradstreeta	Slabe	75,76 %	24,24 %
	Dobre	10,00 %	90,00 %

Na podlagi izračunov lahko sklepamo, da model uspešno razvršča slabe in dobre samostojne podjetnike v primerne bonitetne razrede. Iz tabele 10 je tudi razvidno, da je verjetnost napake, da bo slab SP uvrščen med dobre, enaka 24,24 %. Prav tako pa je iz tabele 10 razvidno, da je verjetnost, da moj model dobrega podjetnika razvrsti pravilno, enaka 90 %, posledično je verjetnost napake enaka 10,00 %. Model je pravilno razvrstil 79,07 % vseh samostojnih podjetnikov, kar pomeni, da s precejšnjo gotovostjo lahko trdimo, da je samostojni podjetnik nedvoumno dober, če je razvrščen v enega izmed razredov od AAA do B.

Tabela 11: Porazdelitev kontrolnega vzorca samostojnih podjetnikov v bonitetne razrede v letu 2004

SP	C	CC	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA	
Slabe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
2004	17	10	2	2	2					33
	51,52 %	30,30 %	6,06 %	6,06 %	6,06 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100 %
Dobre										
2004	0	0	1	1	3	4	1	0	0	10
	0,00 %	0,00 %	10,00 %	10,00 %	30,00 %	40,00 %	10,00 %	0,00 %	0,00 %	100 %

Porazdelitev kontrolnega vzorca SP na podlagi kazalnikov, izračunanih za leto 2004.

Tabela 12: Izračun napake

SP		Razvrstitev	
	2004	Slabe	Dobre
Razvrstitev Dun & Bradstreeta	Slabe	87,88 %	12,12 %
	Dobre	10,00 %	90,00 %

Na podlagi izračunov lahko sklepam, da model zelo uspešno razvršča slabe in dobre samostojne podjetnike v primerne bonitetne razrede. Iz tabele 12 je razvidno, da je verjetnost napake, da bo dober samostojni podjetnik napačno razvrščen, enaka 10,00 %, verjetnost napake, da bo slab samostojni podjetnik napačno razvrščen, pa je 12,12 %. Model je pravilno razvrstil 88,37 % vseh samostojnih podjetnikov, kar nam z dovolj veliko gotovostjo pove, ali je samostojni podjetnik dober ali slab, odvisno od tega, ali je razporejen v slab oziroma dober bonitetni razred.

Tabela 13: Porazdelitev kontrolnega vzorca gospodarskih družb v bonitetne razrede v letu 2003

SP	C	CC	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA	
Slabe										
2003	63	38	31	19	8	3	4	1	1	168
	37,50 %	22,62 %	18,45 %	11,31 %	4,76 %	1,79 %	2,38 %	0,60 %	0,60 %	100 %
Dobre										
2003	0	1	9	22	84	109	68	40	24	357
	0,00 %	0,28 %	2,52 %	6,16 %	23,53 %	30,53 %	19,05 %	11,20 %	6,72 %	100 %

Porazdelitev kontrolnega vzorca gospodarskih družb na podlagi kazalnikov, izračunanih za leto 2003.

Tabela 14: Izračun napake

GD		Razvrstitev po modelu	
	2003	Slabe	Dobre
Razvrstitev Dun & Bradstreeta	Slabe	78,57 %	21,43 %
	Dobre	2,80 %	97,20 %

Na podlagi izračunov lahko sklepamo, da model uspešno razvršča slabe in dobre gospodarske družbe v primerne bonitetne razrede. Iz tabele 14 je razvidno, da je verjetnost napake, da bo slaba gospodarska družba razvrščena med dobre, enaka 21,43 %. Prav tako pa je iz tabele 14 razvidno, da je verjetnost, da moj model dobro gospodarsko družbo razvrsti pravilno, enaka kar 97,20 %, posledično je verjetnost napake enaka 2,80 %. Model je pravilno razvrstil 91,24 % vseh gospodarskih družb, kar pomeni, da s precejšnjo gotovostjo lahko trdimo, da je

gospodarska družba nedvoumno dobra, če je razvrščena v enega izmed razredov od AAA do B.

Tabela 15: Porazdelitev kontrolnega vzorca gospodarskih družb v bonitetne razrede v letu 2004

GD	C	CC	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA	
Slabe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
2004	91	32	23	11	7	4	0	0	0	168
	54,17 %	19,05 %	13,69 %	6,55 %	4,17 %	2,38 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100 %
Dobre										
2004	0	0	6	31	113	88	63	37	19	357
	0,00 %	0,00 %	1,68 %	8,68 %	31,65 %	24,65 %	17,65 %	10,36 %	5,32 %	100 %

Porazdelitev kontrolnega vzorca GD na podlagi kazalnikov, izračunanih za leto 2004.

Tabela 16: Izračun napake

GD		Razvrstitev	
	2004	Slabe	Dobre
Razvrstitev Dun & Bradstreeta	Slabe	86,90 %	13,10 %
	Dobre	1,68 %	98,32 %

Na podlagi izračunov lahko sklepam, da model uspešno razvršča slabe in dobre gospodarske družbe v primerne bonitetne razrede. Iz tabele 16 je razvidno, da je verjetnost napake, da bo dobra gospodarska družba napačno razvrščena, enaka 1,68 %, verjetnost napake, da bo slaba družba napačno razvrščena, pa je 13,10 %. Model je pravilno razvrstil 94,86 % vseh gospodarskih družb, kar nam z dovolj veliko gotovostjo pove, ali je gospodarska družba dobra ali slaba, če je razporejena v slab oziroma dober bonitetni razred.



Tabela 17: Porazdelitev celotnega kontrolnega vzorca v bonitetne razrede

GD+SP	C	CC	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA	Skupaj
Slabe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
2004	108	42	25	13	9	4	0	0	0	201
	53,73 %	20,90 %	12,44 %	6,47 %	4,48 %	1,99 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100 %
2003	80	43	34	26	9	3	4	1	1	201
	39,80 %	21,39 %	16,92 %	12,94 %	4,48 %	1,49 %	1,99 %	0,50 %	0,50 %	100 %
GD+SP	C	CC	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA	Skupaj
Dobre	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
2004	0	0	7	32	116	92	64	37	19	367
	0,00 %	0,00 %	1,91 %	8,72 %	31,61 %	25,07 %	17,44 %	10,08 %	5,18 %	100 %
2003	0	1	10	23	86	114	69	40	24	367
	0,00 %	0,27 %	2,72 %	6,27 %	23,43 %	31,06 %	18,80 %	10,90 %	6,54 %	100 %

Tabela 18: Izračun napake za leto 2003

GD + SP	Razvrstitev		
	2003	Slabe	Dobre
Razvrstitev Dun & Bradstreeta	Slabe	78,11 %	21,89 %
	Dobre	3,00 %	97,00 %

Model na kontrolnem vzorcu za leto 2003 pravilno razvrsti 90,32 % vseh poslovnih subjektov, in sicer 78,11 % vseh slabih poslovnih subjektov in kar 97,00 % vseh dobrih gospodarskih subjektov na kontrolnem vzorcu leta 2003.

Tabela 19: Izračun napake za leto 2004

GD + SP	Razvrstitev		
	2004	Slabe	Dobre
Razvrstitev Dun & Bradstreeta	Slabe	87,06 %	12,94 %
	Dobre	1,91 %	98,09 %

Model na kontrolnem vzorcu za leto 2004 pravilno razvrsti 94,19 % vseh poslovnih subjektov, in sicer 87,06 % vseh slabih poslovnih subjektov in 98,09 % vseh dobrih gospodarskih subjektov.

Iz tabel je razvidno, da se zanesljivost modela za slabe družbe giblje med 78,11 % in 87,06 %, posledično pa je napaka majhna in se giblje na intervalu od 12,94 % do 21,89 %. Dobre družbe pa je model razvrstil v pravilne bonitetne razrede z večjo zanesljivostjo. Napaka se

giblje med 1,91 % in 3,00 %, kar nam kaže zelo majhno verjetnost, da bi naključno izbrano dobro podjetje razvrstili med slabe.

## ***5.2 Preverba zanesljivosti modela z diskriminantno analizo***

Diskriminantna analiza je najprimernejša metoda multivariatne analize, ki omogoča empirično preverbo normativnega modela. Multivariatna analiza upošteva medsebojno odvisnost preučevanih finančnih kazalnikov. Z multivariatnimi modeli proučujemo hkrati vpliv več finančnih kazalnikov na plačilno sposobnost podjetja. Njen cilj je identificirati spremenljivke, ki najbolje razločujejo vzorec na dve skupini (Sharma, 1996, str. 237).

Z diskriminantno analizo proučujemo razlike med enotami dveh ali več vnaprej določenih skupin. Cilj diskriminantne analize v tem primeru je oblikovanje funkcije, ki na podlagi finančnih kazalnikov čim bolje razvrsti analiziran gospodarski subjekt med dobre ali slabe. Z diskriminantno analizo prevedemo problem velikega števila neodvisnih spremenljivk in dveh ali več ciljnih skupin v enostavno funkcijsko obliko, ob predpostavki, da spremenljivke niso multikolinearne. Se pravi, poiskati želimo diskriminantno funkcijo, ki bo kar najbolje razlikovala med dvema skupinama poslovnih subjektov.

Za potrebe preverbe modela z diskriminantno analizo sem oblikoval dva vzorca gospodarskih subjektov za vsako od preučevanih let posebej:

- 11.441 gospodarskih družb, ki jih je moj model razvrstil v razrede C, CC, CCC in A, AA, AAA na podlagi podatkov za leto 2004;
- 11.456 gospodarskih družb, ki jih je moj model razvrstil v razrede C, CC, CCC in A, AA, AAA na podlagi podatkov za leto 2003;
- 8.507 samostojnih podjetnikov, ki jih je moj model razvrstil v razrede C, CC, CCC in A, AA, AAA na podlagi podatkov za leto 2004;
- 8.406 samostojnih podjetnikov, ki jih je moj model razvrstil v razrede C, CC, CCC in A, AA, AAA na podlagi podatkov za leto 2003.

V vsakem vzorcu sem določil še diskriminantno spremenljivko, in sicer sem poslovnim subjektom, ki so bili razvrščeni v razrede A, AA, AAA, dodelil vrednost 1, poslovnim subjektom, ki so bili razvrščeni v razrede C, CC, CCC, pa sem dodelil vrednost 0. Diskriminantna spremenljivka mi je služila za razvrščanje poslovnih subjektov v dve skupini.

### **5.2.1 Diskriminantna analiza samostojnih podjetnikov**

Diskriminantna analiza je bila izvedena na vseh petih spremenljivkah. Na vzorcu slabih samostojnih podjetnikov je dala naslednje rezultate:

Tabela 20: Razvrstitev na podlagi diskriminantne analize 2003

SP	Razvrstitev		
	2003	Slabe	Dobre
Dejansko	slabe	92,30 %	7,70 %
	dobre	7,00 %	93,00 %

Če v modelu diskriminantne analize upoštevamo kontrolni vzorec SP, nam diskriminantna analiza pravilno razvrsti 92,4 % vseh preučevanih enot, od tega 93,00 % vseh preučevanih dobrih enot in 92,30 % vseh kontrolnih slabih enot.

Enako kot za leto 2003 sem v naslednjem koraku naredil tudi za leto 2004.

V nadaljnjem koraku je bil v model diskriminantne analize vključen celoten kontrolni vzorec leta 2004, ki se je porazdelil med dobre in slabe SP, kot je prikazano v tabeli 21.

Tabela 21: Razvrstitev na podlagi diskriminantne analize – kontrolni vzorec 2004

SP	Razvrstitev		
	2004	Slabe	Dobre
Dejansko	slabe	90,60 %	9,40 %
	dobre	7,60 %	92,40 %

Če v modelu diskriminantne analize upoštevamo kontrolni vzorec SP, nam diskriminantna analiza pravilno razvrsti 90,90 % preučevanih enot, od tega kar 92,40 % vseh preučevanih dobrih enot in 90,60 % vseh preučevanih slabih enot.

Po preveritvi modela za razvrščanje samostojnih podjetnikov je možno sklepati, da model z zadovoljivo veliko zanesljivostjo razvršča samostojne podjetnike v pravilne bonitetne razrede in posledično dovolj dobro ločuje med slabimi in dobrimi samostojnimi podjetniki, kar pomeni, da z dovolj veliko gotovostjo napove verjetnost neplačila.

### **5.2.2 Diskriminantna analiza gospodarskih družb**

Nato sem se lotil izvedbe analize še na kontrolnih skupinah gospodarskih družb; najprej sem izračunal diskriminantno analizo za leto 2003.

V tabeli so podani rezultati za diskriminantno analizo dobrih in slabih gospodarskih subjektov v letu 2003.

Tabela 22: Razvrstitev gospodarskih družb na podlagi diskriminantne analize – kontrolni vzorec 2003

GD	Razvrstitev		
	2003	Slabe	Dobre
Dejansko	slabe	98,80 %	1,20 %
	dobre	35,60 %	64,40 %

Če v modelu diskriminantne analize upoštevamo kontrolni vzorec GD, nam diskriminantna analiza pravilno razvrsti 88,42 % vseh preučevanih enot, kar je 98,80 % vseh slabih enot in 64,40 % vseh dobrih enot.

V nadaljnjem koraku je bil v model diskriminantne analize vključen kontrolni vzorec za leto 2004, ki se je porazdelil med dobre in slabe GD, kot je prikazano v tabeli 23.

Tabela 23: Razvrstitev gospodarskih družb na podlagi diskriminantne analize – kontrolni vzorec 2004

GD	Razvrstitev		
	2004	Slabe	Dobre
Dejansko	slabe	99,00 %	1,00 %
	dobre	39,10 %	60,90 %

Če v modelu diskriminantne analize upoštevamo kontrolni vzorec GD, nam diskriminantna analiza pravilno razvrsti 88,17 % vseh preučevanih enot, kar predstavlja 99,00 % pravilno razporejenih slabih enot in kar 60,90 % vseh dobrih subjektov.

Če povzamemo rezultate, lahko na osnovi kontrolnih podatkov sklepamo, da tudi diskriminantna analiza z zelo veliko gotovostjo razporeja poslovne subjekte v pravilne skupine na podlagi izbranih finančnih kazalnikov. To nam potrди domnevo, da izbor naših kazalnikov dovolj dobro opredeljuje in individualizira vsak posamezen poslovni subjekt. Odstotki pravilnosti razporeditve in zmožnosti razločevanja posameznih poslovnih subjektov na podlagi izbranih kazalnikov nam kažejo, da je diskriminantna analiza boljše razločevala slabe kot dobre gospodarske družbe. Za kontrolno skupino samostojnih podjetnikov pa tega ne morem trditi, saj je diskriminantna analiza z zelo veliko gotovostjo (več kot 90 % pravilnih porazdelitev) razvrščala tako slabe kot dobre samostojne podjetnike, in to na obeh kontrolnih vzorcih. Na podlagi tega lahko sklepamo, da tudi predstavljeni model z veliko gotovostjo pravilno deli samostojne podjetnike v pravilne bonitetne razrede.

## 6. Sklep

Cilj diplomskega dela je bil izdelati model, ki bi slovenske gospodarske subjekte pravilno razvrščal v bonitetne razrede in s tem z dovolj veliko verjetnostjo napovedoval možnost neplačila.

Plačilna nedisciplina ostaja pereč problem v slovenskem gospodarskem prostoru in je v veliki meri krivec za slabo poslovanje gospodarskih družb in za veliko tveganje, ki so mu gospodarski subjekti izpostavljeni. Zaradi plačilne nediscipline bi se moralo povpraševanje gospodarskih subjektov po bonitetnih ocenah v prihodnosti povečati, saj bi s tem družbe minimizirale tveganje, ki so mu izpostavljene zaradi plačilne nediscipline oziroma plačilne nezmožnosti drugih poslovnih subjektov.

V ta namen sem izdelal model, ki bi omogočal družbam zmanjšati to tveganje. Po preizkusu modela z dvema preverbama lahko sklepam, da mi je uspelo doseči zastavljeni cilj in izdelati model, ki je dovolj zanesljiv, da lahko z njegovo pomočjo predvidimo verjetnost neplačila gospodarskih subjektov.

Kot je razvidno iz preverbe, se zastavljeni cilj potrди, saj model razvršča v bonitetne razrede naključno izbran poslovni subjekt z več kot devetdestodstotno verjetnostjo tako na kontrolnem vzorcu leta 2003 kot tudi na kontrolnem vzorcu leta 2004.

Prepričan sem, da ima model aplikativno vrednost za slovenska podjetja in da bo njegova enostavna uporaba prispevala k zanesljivejšim ocenam plačilne sposobnosti njihovih poslovnih partnerjev.

## Literatura

1. Belak Janko: Unternehmen im Uebergangsprozess zur Marktwirtschaft. Maribor : Založba Obzorja, 1994. 382 str.
2. Brigham Eugene: Fundamentals on Financial Management. Forth Worth : The Dryden Press, 1995. 843 str.
3. Brvar Andrej: Z boniteto do manjšega tveganja. Ljubljana : Kapital 282, 2002. str. 48.
4. Bluhm Christian, Overbeck Ludger, Wagner Christoph: An Introduction to Credit Risk Modeling. ZDA : Champman &Hall/CRC, 2003. 297 str.
5. Shimko David: Credit Risk–Models and management. London : Risk Books, 2004, 638 str.
6. Elliot Barry, Elliot Jamie: Financial Accounting & Reporting. Second Edition London : Pretice Hall, 1996. 796 str.
7. Golin Jonathan: The Bank Credit Analysis Handbook. Singapore : John Wiley&Sons, 2001. 740 str.
8. Hempel George, Simonson Donald, Coleman Alan: Bank Management. Fourth Edition, New York : John Wiley & Sons, 1994. 857 str.
9. Higgins Robert C.: Analysis for Financial Management. Chicago : Irwin, 1995. 411 str.
10. Jovan Matej, Šušterišič Marjetka: Statistično ocenjevanje verjetnosti neplačila za slovenska podjetja. 10. strokovno posvetovanje o bančništvu: Novi bančni standardi in ERM 2. Ljubljana : Zveza ekonomistov Slovenije, 2004. 24 str.
11. Mihelič Eva: Stečaj je potuha za neplačnike. Podjetnik. Ljubljana, oktober 2005. str. 17
12. Mlinarič Franjo: Prednosti in slabosti Zakona o finančnem poslovanju podjetij. Maribor : Ekonomsko-poslovna fakulteta, 2002.
13. Mramor Dušan: Nekateri elementi analize vrednostnih papirjev. 29. simpozij o sodobnih metodah v računovodstvu in poslovnih financah. Zbornik referatov. Portorož : Zveza računovodij, finančnikov in revizorjev, 1997, str. 389–399.
14. Mramor Dušan: Teorija poslovnih financ. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2002. 191 str.
15. Mramor Dušan, Valentinčič Aljoša: Forecasting the liquidity of very small private companies. Jurnal of buisness Venturing, Amsterdam, (2003), 18, str. 774–775
16. Petrič Tine: Kaj nam pove bonitetno poročilo. Gospodski vestnik, Ljubljana , (2002), 76, str. 7
17. Pfajfar Lovrenc, Arh Franc: Statistika 1. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2004. 252 str.
18. Pratt Jamie: Financial Accounting. Glenview : Scott, Foresman/Little, Brown Higher Education, 1990. 905 str.
19. Rees Bill: Financial Annalysis. Second Edition. London : Prentice Hall, 1995. 390 str.
20. Rovan Jože, Turk Tomaž: Analiza podatkov s SPSS za Windows. Ljubljana : Ekonomska Fakulteta, 2001. 262 str.
21. Sharma Subhash: Applied Multivariate Tecniques. New York : John Wiley & Sons, 1996. 493 str.

22. Slapničar Sergeja, Kuhelj-Krajnović Edita: Ugotavljanje računovodskih kazalnikov z največjo informativno vrednostjo ob pomoči faktorske analize, Revizor, Ljubljana, 10 (1999), 11, str. 64–85.
23. Slapničar Sergeja: Analiza računovodskih izkazov – gradivo za vaje pri Finančnem računovodstvu. Ljubljana : Ekonomska fakulteta, 2004. 23 str.
24. Turk Ivan: Uvod v ekonomiko poslovnega sistema. Ljubljana : Zveza društev računovodskih in finančnih delavcev, 1990. 332 str.
25. William Perraudin: Structured Credit Products – Pricing, Rating, Risk Management and Basel 2. London : Risk Books, 2004. 392 str.

## **Viri**

1. Basel II, Banka Slovenije [URL: <http://www.bsi.si>], 25. 4. 2007
2. Stečaji, prisilne poravnave, Statistični urad Republike Slovenije, [URL: <http://www.stat.si>], 15. 4. 2007
3. Interne baze podatkov, I, d. o. o., Poslovne informacije.
4. Si-IRB, Združeneje bank Slovenije [URL: <http://www.zbs-giz.si>], 12. 7. 2007
5. Slovenski računovodski standardi (Uradni list RS, št. 118/05).
6. Bonitete, Standard & Poor`s [URL: <http://www2.standardandpoors.com/>], 22. 8. 2007
7. Bonitete, Moody`s Investor service [URL: <http://www.moody.com/>], 16. 8. 2007
8. Bonitete, FitchRaitings [URL: [www.fitchratings.com](http://www.fitchratings.com)], 16. 8. 2007