

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

BOŠTJAN LESKOVAR

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

DIPLOMSKO DELO

MERJENJE KREDITNEGA TVEGANJA V BANČNIŠTVU,
STANDARDI IN PRIMER UPORABE

Ljubljana, marec 2004

BOŠTJAN LESKOVAR

IZJAVA

Študent Boštjan Leskovar izjavljam, da sem avtor tega diplomskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom dr. Marka Košaka in dovolim objavo diplomskega dela na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne 9.3.2004

Podpis: _____

KAZALO

1. UVOD	1
2. KREDITNA TVEGANJA V BASELSKEM SPORAZUMU	3
2.1. BASELSKI SPORAZUM I IN SPREMEMBE V BANČNEM OKOLJU V 90-IH	3
2.2. NOVI BASELSKI STANDARDI	4
2.2.1. <i>Merjenje kapitalske ustreznosti za kreditna tveganja</i>	4
2.2.2. <i>Kvantitativne in kvalitativne zahteve pristopa notranjih bonitet</i>	6
2.2.3. <i>Kateri pristop bodo izbrale banke?</i>	7
3. GRADNJA in KRITERIJI KREDITNIH MODELOV	8
3.1. POMEMBNE ODLOČITVE PRI PROCESU MERJENJA KREDITNIH TVEGANJ	9
3.1.1. <i>Izbira parametrov</i>	9
3.1.2. <i>Izbira vhodnih podatkov</i>	9
3.1.3. <i>Izbira modela</i>	10
3.1.4. <i>Definicija nastopa neplačila</i>	11
3.1.5. <i>Časovni horizont</i>	12
3.2. NAJPOMEMBNEJŠI KRITERIJI PRI GRADNJI MODELA.....	12
4. STATISTIČNE OSNOVE UPORABE LOGISTIČNE REGRESIJE.....	13
4.1. STATISTIČNA IN VSEBINSKA USTREZNOST UPORABE LOGISTIČNE FUNKCIJE.....	13
4.2. FUNKCIJSKA IN GRAFIČNA OBLIKA LOGISTIČNE FUNKCIJE	14
4.3. NAJPOMEMBNEJŠI TESTI ZA VALIDACIJO MODELA	15
5. MODEL ZA MERJENJE VERJETNOSTI NEPLAČILA: RISKALC AUSTRIA ..	17
5.1. BAZA PODATKOV	17
5.2. POSTOPEK IZDELAVE MODELA	19
5.3. OPIS MODELA.....	22
5.3.1. <i>Kazalniki v modelu</i>	22
5.3.2. <i>Uteži</i>	23
5.4. VREDNOTENJE MODELA.....	24
6. MODEL ZA MERJENJE VERJETNOSTI NEPLAČILA: MODEL SLO	25
6.1. BAZA PODATKOV	26
6.2. POSTOPEK OCENJEVANJA MODELA	28
6.3. OPIS MODELA.....	30

6.3.1. Kazalniki v modelu.....	30
6.3.2. Enačba modela.....	34
6.3.3. Napovedna moč modela v razvojnem vzorcu.....	34
6.4. VREDNOTENJE MODELA.....	36
6.5. OMEJITVE MODELA.....	39
6.6. VGRADITEV MODELA V APLIKACIJE BANKE.....	39
6.7. PRIMERI UPORABE MODELA.....	40
6.7.1. Določanje minimalnih kapitalskih zahtev za banke.....	40
6.7.2. Merjenje tveganju prilagojenega donosa kapitala.....	41
6.7.3. Določanje bonitete podjetij in transakcij.....	42
7. SKLEP.....	43
LITERATURA.....	44
VIRI.....	44

SLOVARČEK

ANGLEŠKI IZRAZ

- accuracy ratio
- calibration
- consultative paper
- economic value added
- exposure at default
- exercise price
- default
- internal rating based approach
- likelihood
(method of maximum likelihood)
- loss given default
- probability of default
- rating
- regulatory capital
- recovery rate
- retail portfolio
- securitisation
- validation
 - out of sample
 - out of time
- quantitative impact study
- recovery rate
- underwriter
- univariate analysis
- risk-weighted asset

SLOVENSKI PREVOD

- koeficient natančnosti
- umerjanje
- posvetovalni dokument
- ekonomska dodana vrednost
- izpostava ob nastopu neplačila
- izvršilna cena
- nastop neplačila
- pristop notranjih bonitet
- verjetje
- izguba v primeru neplačila
- verjetnost neplačila
- boniteta
- zakonski kapital
- stopnja poplačila
- portfelj majhnih izpostav
- listinjenje
- vrednotenje
- zunaj vzorca
- zunaj časa
- kvantitativna študija vpliva novih kapitalskih zahtev
- stopnja poplačila
- podpisnik
- enovariantna analiza
- aktiva, tehtana glede na tveganje

UPORABLJENE KRATICE

- AJPES Agencija Republike Slovenije za javnopravne
evidence in storitve
- AR accuracy ratio
- CP consultative paper
- EAT exposure at default
- EVA economic value added
- IRB internal rating based
- LGD loss given default
- LL loglikelihood
- OECD Organisation for Economic Cooperation & Development
- PD probability of default
- ROC receiver operating curve
- QIS quantitative impact study
- RAROC return on risk adjusted capital
- RR recovery rate
- RWA risk-weighted asset

1. UVOD

Odbor za bančni nadzor pri Banki za mednarodne poravnave v Baslu že nekaj let pripravlja nov kapitalni sporazum, ki bo nadomestil tistega iz leta 1987. Novi standardi bodo z manjšimi spremembami postali sestavni del pravnega reda EU in tako tudi Slovenije. Sporazum naj bi pripomogel k večji stabilnosti mednarodnega finančnega sistema in urejal mednarodno konkurenco bank. Največje spremembe se nanašajo na področje kreditnih in operativnih tveganj ter nadzora dejavnosti banke. Nova pravila, ki bodo začela veljati 1. januarja 2007, naj bi zagotovila večjo prilagojenost višine zakonskega kapitala dejanskim tveganjem bank. V tej nalogi bom obravnaval problematiko kreditnih tveganj.

Banke, ki so vedno bolj izpostavljene mednarodni konkurenci bančnih in kapitalnih storitev, se bodo z drugim baselskim sporazumom morale soočiti z novimi zahtevami na področju merjenja kreditnih tveganj. Konkurenčnost bank, ki se izraža tudi z višino zakonsko predpisanega kapitala, bo namreč postala delno odvisna od sposobnosti banke, da izbere najustreznejši pristop merjenja kreditnih tveganj. Kot kaže raziskava vpliva učinkov kapitalnih zahtev za izbrane evropske in svetovne banke (QIS 3), bodo kapitalne zahteve v povprečju precej manjše za banke, ki bodo za določanje minimalnega kapitala uporabljale pristop notranjih bonitet (IRB). Izbira tega pristopa za banke pomeni, da bodo v vsakdanje bančne posle morale vpeljati s strani nacionalne centralne banke priznane modele, s pomočjo katerih bodo lahko izračunavale zahtevane parametre kreditnega tveganja.

V povezavi z naznanjajočimi se spremembami sem pri eni izmed slovenskih bank od junija do septembra 2003 imel nalogo, da izdelam model za izračun verjetnosti neplačila podjetij (PD). Verjetnost neplačila svojih dolžnikov je osnovni parameter, ki ga morajo banke, ki želijo prevzeti pristop notranjih bonitet, izračunavati v skladu z danimi predpisi. Osrednji namen diplomskega dela je tako predstaviti "baselski" model za računanje verjetnosti neplačila in osvetliti gradnjo modela s pregledom bodočih bančnih standardov in teorije gradnje modelov za področje kreditnih tveganj.

V diplomskem delu sem si postavil naslednje glavne cilje:

- prikazati razvoj in zahteve bančnih standardov za področje kreditnih tveganj s poudarkom na osnovnem pristopu notranjih bonitet, kot je opisan v tretjem posvetovalnem dokumentu (CP3);
- predstaviti najpomembnejše odločitve pri modeliranju modelov kreditnega tveganja;
- razložiti osnove logistične regresije;
- predstaviti referenčni model verjetnosti neplačila agencije Moody's;
- podati oceno modela verjetnosti neplačila za podjetja portfelja slovenske banke in pokazati na področja uporabe modela (v nadaljevanju »model SLO«).

Metode dela sem izbral v skladu z obravnavano tematiko in cilji, ki sem jih želel doseči. Za potrebe diplomske naloge in zahtev dela na banki sem proučil predvsem tujo strokovno literaturo in primere modelov za računanje verjetnosti neplačila agencije Moody's za različne

države. Pri tem sem uporabljal metodo deskripcije in klasifikacije. V praktičnem delu sem uporabil statistično metodologijo za ocenjevanje modela in obdelavo podatkovnih baz. S pomočjo sintetične metode sem pokazal na aplikacijo modela v bančni praksi.

Naloga bo strukturirana v pet poglavji. Drugo, tretje in četrto poglavje so teoretski okvir naloge, kjer predstavim problematiko z vidika baselskih standardov, razčlenim bistvena vprašanja modeliranja kreditnega tveganja in razložim osnove uporabljene statistične metode. V petem poglavju predstavim Moody'jev model RiskCalc za Avstrijo, ki služi za primerjavo modelu SLO. Osrednji del naloge je predstavitev modela SLO v šestem poglavju. Po analizi uporabljene baze podatkov obrazložim postopek ocenjevanja modela in podam rezultate modela. Sledita obravnava omejitev modela in prikaz praktične uporabe modela v banki.

V sklepnem poglavju povzamem praktične ugotovitve, do katerih sem prišel na podlagi proučevanja literature in praktičnega dela.

2. KREDITNA TVEGANJA V BASELSKEM SPORAZUMU

2.1. BASELSKI SPORAZUM I IN SPREMEMBE V BANČNEM OKOLJU V 90-ih

Baselski odbor za nadzor bank je leta 1989 postavil pravila, t. i. bančne standarde, ki naj bi okrepila stabilnost mednarodnega bančnega sistema. Z vzpostavitvijo meril minimalne višine zakonskega kapitala naj bi zavarovali banke pred nepričakovanimi izgubami, ki bi lahko ogrozile njihov obstoj in zamajale finančni sistem. Novi standardi naj bi tudi vzpostavili pogoje za mednarodno konkurenčnost bank. V času sprejetja so baselski standardi pomenili pravo revolucijo za bančni sistem. Predstavniki različnih držav so prvič sklenili, da bodo uporabili skupna pravila na tem področju¹. Veliko novost je predstavljala povezava zahtevane višine zakonskega kapitala s tveganji posameznih sredstev iz bančne bilance. Višina zakonskega kapitala je bila ocenjena glede na višino izpostave in vrsto naložb, katerim so bile pripisane uteži. Dodatno merilo za razlikovanje tveganja za obveznosti do *držav in bank* je bilo članstvo v OECD in ročnost, medtem ko je bil za *podjetja* predviden enoten ponder 100%.

V devetdesetih prejšnjega stoletja je razvoj na finančnih trgih prisilil bančne zakonodajalce k dopolnitvi in spremembam standardov. Ključni so bili dogodki in inovacije na naslednjih področjih (Mathew, 2002, str. 265):

- razvoj kvantitativnih sistemov za upravljanje s tveganji, slonečih na moderni portfeljski teoriji apliciranih tudi na področje kreditnih tveganj
- razvoj kreditnih trgov in kreditnih instrumentov, ki omogočajo prenos tveganja iz bančne bilance (listinjenje, kreditni izvedeni instrumenti)
- OECD je sprejela nove članice v trenutku, ko so finančni trgi povečali stopnjo razlikovanja tveganja med posameznimi državami.
- azijska finančna kriza

Osnova za nove pristope pri upravljanju kreditnih portfeljev je bil razvoj kvantitativnih modelov za merjenje kreditnih tveganj. Banke so v začetku devetdesetih začele prenašati metode s področja upravljanja z vrednostnimi papirji na bančne posle. To jim je omogočilo, da so začele definirati razlike v tveganju med dolžniki na bolj kvantitativen način. V nasprotju z baselskimi standardi s konca osemdesetih, ki definirajo razlike v tveganjih zgolj s štirimi razredi, notranji modeli omogočajo bolj natančno merjenje in upravljanje s tveganji. Banke so tako lahko začele določati pričakovano in nepričakovano izgubo kreditnega portfelja in mejni prispevek posameznega dolžnika k povečanju tveganja. Te ocene so bile osnova za določanje ekonomskega kapitala, ki naj bi pokrival nepričakovane izgube danega obdobja. Uporaba modelov za merjenje ekonomskega kapitala je tako povečala razkorak med višino interno določenega ekonomskega in zakonsko predpisanega kapitala. Banke so se izognile višjim kapitalskim zahtevam prvih baselskih standardov z uporabo kreditnih izvedenih instrumentov,

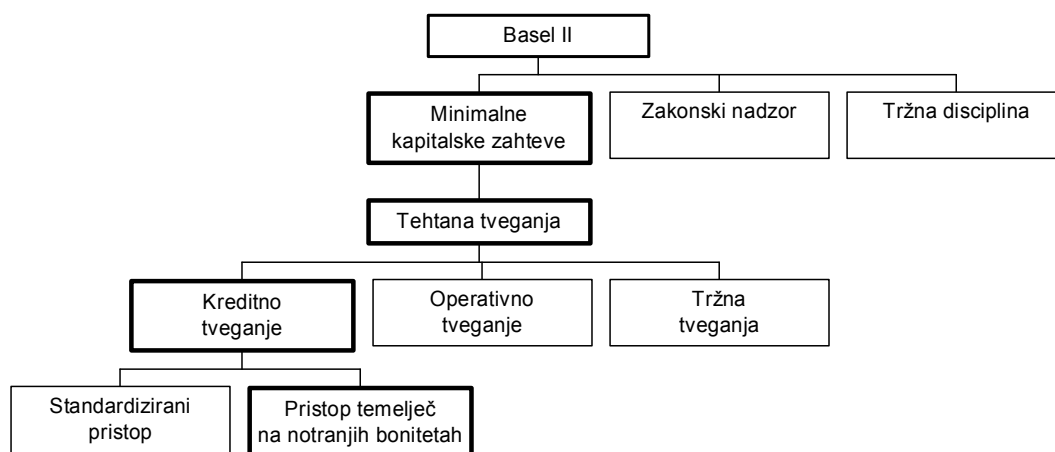
¹ G10, Luksemburg, Švica

listinjenju naložb z manjšim tveganjem in z drugimi finančnimi inovacijami. V bančnih knjigah so se tako povečevale obveznosti dolžnikov z nižjimi bonitetami, ne da bi morali ustrezno prilagajati višino kapitala (Ong, 1999, str. 23). Baselski standardi, kot so bili definirani leta 1989, niso več ustrezno reševali problema mednarodne stabilnosti in konkurenčnosti finančnih institucij, to pa je vzpodbudilo pripravo novih standardov.

2.2. NOVI BASELSKI STANDARDI

Glavne poteze novih pravil se kažejo v večji občutljivosti predlaganih pristopov za tveganja bančnih naložb, vzpodbudah bankam k razvoju notranjih sistemov upravljanja s tveganji in večjem upoštevanju garancij in poroštev pri izračunih minimalne višine kapitala. Novi standardi naj bi tako bolj uskladili višino zakonsko predpisanega kapitala z višino ekonomskega kapitala. Obširnejša so tudi določila o izvajanju standardov in bančnem nadzoru. Glavna področja, ki jih obravnava predlog novega sporazuma v tretjem posvetovalnem dokumentu, ponazarja slika 1.

Slika 1: Glavne teme tretjega posvetovalnega dokumenta



Vir: Lasten prikaz, 2004

2.2.1. MERJENJE KAPITALSKE USTREZNOSTI ZA KREDITNA TVEGANJA

STANDARDNI PRISTOP

Predlog novega baselskega sporazuma za področje kreditnih tveganj daje bankam na izbiro dva pristopa. Prvi, t. i. standardni pristop je primerljiv z obstoječim iz leta 1989. Glavna razlika je v večjem razlikovanju tveganj za podjetja. Medtem ko dosedanja pravila predvidevajo za gospodarske družbe enotno utež 100 %, bo višina uteži ob upoštevanju standardnega pristopa odvisna od zunanje ocene bonitete podjetja. Razpon se giblje med 20 % za skupino najbolj ocenjenih podjetij in 150 % za podjetja na spodnji strani lestvici. Podjetja brez zunanje določene bonitete, tj. večina evropskih malih in srednjih podjetij, bodo kot do sedaj imela 100 % uteži.

Tabela 1: Predlagane uteži za standardni pristop (v %)

PREDLAGANE UTEŽI ZA TVEGANJE	PODJETJA	DRŽAVE	BANKE DOSPELOST > 3M	BANKE DOSPELOST < 3M
AAA to AA-	20	0	20	20
A+ to A-	50	20	50	20
BBB+ to BB-	100	50	50	20
BB+ to B-	150	100	100	50
Pod BB-	150	100	100	50
Pod B-	150	150	150	150
Brez bonitete	100	100	50	20

Vir: Bank for International Settlements, 2003a, str. 7-10.

PRISTOP NOTRANJIH BONITET

Baselski odbor je s posvetovalnim dokumentom leta 1999 sprva zavrnil priznanje notranjih modelov za določanje višine zakonskega kapitala. Prvi posvetovalni dokument (CP1) iz leta 2001, ki predlaga uporabo pristopa notranjih bonitet, predstavlja preobrat v obravnavi kvantitativnih bonitetnih modelov. Slednje naj bi začeli uporabljati za izračun parametrov, ki bodo predstavljali osnovo pri določanju kapitalne ustreznosti.

Baselski odbor predlaga dve različici pristopa notranjih bonitet:

- OSNOVNI PRISTOP NOTRANJIH BONITET
- NAPREDNI PRISTOP NOTRANJIH BONITET

Za oceno višine zakonskega kapitala bodo potrebni naslednji parametri:

- verjetnost neplačila dolžnika ali skupine dolžnikov (PD)
- izpostava ob nastopu neplačila (EAD)
- izguba ob nastopu neplačila (LGD)
- ročnost (M)

Osnovni pristop notranjih bonitet predvideva, da banka za svoj portfelj izračunava prvi parameter, verjetnost neplačila. Ostali parametri so zakonsko določeni. Napredni pristop zahteva od banke, da določi vrednosti za vse navedene spremenljivke. Funkcija, ki povezuje dane spremenljivke in določa velikost uteži in s tem minimalno višino kapitala za dano vrsto naložb, je pri obeh različicah pristopa notranjih bonitet predpisana s strani Baselskega odbora. V nasprotju s standardnim pristopom, kjer višino tveganja razločuje pet različnih uteži, pristop notranjih bonitet vpelje *zvezno funkcijo*, ki lahko odraža celoten spekter kreditnih tveganj (Rowe et al., 2002, str. 320).

FUNKCIJI:

METODA IZRAČUNA V STANDARDNEM PRISTOPU:

izpostava \times standardne uteži za tveganje $* 8\% =$ kapitalna ustreznost

METODA IZRAČUNA V PRISTOPU NOTRANJIH BONITET:

izpostava \times uteži za tveganje $* 8\% =$ kapitalna ustreznost
ob nastopu neplačila $f(\text{PD}; \text{LGD}; \text{M})$

2.2.2. KVANTITATIVNE IN KVALITATIVNE ZAHTEVE PRISTOPA NOTRANJIH BONITET

Da bi lahko bolje razumeli mesto notranjih modelov za merjenja verjetnosti neplačila v bankah, povzemam najpomembnejše pogoje, ki jih morajo izpolnjevati banke, ki se bodo odločile za osnovni pristop notranjih bonitet. Zahteve se nanašajo na naslednja področja (Rowe et al., 2002, str. 325):

- Smiselno razlikovanje tveganj
- Celovitost in usklajenost bonitetnih ocen
- Nadzor nad bonitetnim sistemom in procesom ocenjevanja bonitet
- Merila bonitetnega sistema
- Ocena letne verjetnosti neplačila
- Zbiranje podatkov in informacijski sistemi
- Uporaba notranjih bonitet

1. *Smiselno razlikovanje tveganj*

Vsakemu komitentu in vsaki transakciji mora banka določiti boniteto. Bonitetna lestvica mora imeti vsaj šest stopenj za dobre kredite (performing loans) in najmanj dve stopnji za slabe kredite. Noben razred naj ne bi zaobjemal več kot trideset odstotni delež izpostav.

2. *Celovitost in usklajenost bonitetnih ocen*

Vsakemu kreditojemalcu mora banka pred odobritvijo kredita določiti boniteto. Vsak kredit mora biti ocenjen in odobren od samostojne osebe oz. enote v banki. Ustreznost bonitetnega razreda mora biti preverjena vsaj enkrat letno.

3. *Nadzor nad bonitetnim sistemom in procesom ocenjevanja bonitet*

Uprava in višji management morajo odobriti vse vidike ocenjevanja bonitet in verjetnosti neplačila. Zagotovljena mora biti dokumentacija procesa določanja bonitet. Bančni bonitetni sistem mora nadzorovati oddelek za notranjo revizijo.

4. *Merila bonitetnega sistema*

Izdelana morajo biti merila za uvrstitev komitentov v določen bonitetni razred. Bonitetne ocene naj bodo konzervativne. Spremenljivke, vključene v model morajo biti statistično značilne. Model mora vključevati vse pomembne, značilne spremenljivke.

5. *Ocena letne verjetnosti neplačila*

Banka mora določiti verjetnost neplačila. Baselski odbor predlaga tri metode:

- izračun frekvence neplačila znotraj bonitetnih razredov banke
- mapiranje internih bonitet na zunanje določene verjetnosti neplačila
- statistični modeli za določanje verjetnosti neplačila

Bankam ni potrebno uporabljati vseh treh metod, razen če je tako izrecno zahtevano. Več kot eno metodo lahko uporabi banka v primeru, če ima nezadostne podatke za določen segment kreditov. Bonitetni sistem mora upoštevati zakonsko določeno opredelitev verjetnosti neplačila. Metodologija določanja verjetnosti mora biti izčrpno dokumentirana. Podatki, na katerih slonijo izračuni verjetnosti, morajo obsegati vsaj petletno obdobje.

6. Zbiranje podatkov in informacijski sistemi

Banka naj bi zbirala podatke, na osnovi katerih uvršča komitente v razrede, in vodila evidenco izgub za posamezne razrede. Dokumentirala naj bi spremembe bonitetnih ocen in s tem povezane spremembe verjetnosti oz. nastope neplačila. Spremljala naj bi vse pomembne značilnosti svojih dolžnikov.

7. Uporaba notranjih bonitet

Notranji bonitetni sistem se naj ne bi uporabljal zgolj za določanje višine minimalnega kapitala, temveč naj bi našel uporabo v vsakodnevem bančnem poslu. Uporabljal naj bi se za merjenje kreditnih tveganj, postal naj bi del procesa odločanja o podeljevanju kreditov, določanja cene kreditov, notranjih limitov izpostav komitentom in višine rezerv. Preden lahko banka začne uporabljati notranji bonitetni sistem za določanje predpisanega kapitala v okviru osnovnega naprednega pristopa, mora centralni banki predložiti dokumentacijo, da je dani bonitetni sistem uporabljala vsaj tri predhodna leta v skladu s predpisi.

8. Notranje testiranje

Banka naj bi vzpostavila sistem za preverjanje natančnosti in konsistentnosti bonitetnega sistema, s katerim izračunava verjetnosti neplačila. Model naj bi testirali v določenih časovnih intervalih, s čimer naj bi zagotovili ustrezno časovno prilagajanje modela. Banka mora pokazati, da so metode preverjanja modela in podatki konsistentni v času.

9. Razkritje postopkov

Zahteve po razkritju postopkov so opisane v tretjem stebru bodočega baselskega sporazuma. Če banka ne zadosti vsem zahtevam, ji ne bo dodeljena možnost uporabe pristopa notranjih bonitet.

Dodatne zahteve za napredni pristop:

10. izračun lastnih ocen izgub v primeru nastopa neplačila
11. minimalne zahteve za uporabo izračuna lastnih ocen o izpostavi v primeru neplačila
12. minimalne zahteve pri ocenjevanju garantov in kreditnih izvedenih instrumentov

2.2.3. KATERI PRISTOP BODO IZBRALE BANKE?

Izbira pristopa pri obravnavi kreditnih tveganj je predvsem odvisna od analize stroškov in koristi uporabe danega pristopa za banko ter od njene strateške usmeritve na področju upravljanja s kreditnimi tveganji. Banke z relativno »dobrim« portfeljem, ki izpolnjujejo dane zahteve, bodo izkoristile prednosti pristopa notranjih bonitet. V primerjavi s standardnim pristopom bi ta metoda, ki je bolj občutljiva za razlike v tveganjih, bolje odražala nižje tveganje banke. Interno določeni parametri verjetnosti neplačila in izgube ob nastopu neplačila bodo določali nižje uteži, kot v standardnem pristopu. Za dani portfelj bi uporaba pristopa notranjih bonitet pomenila nižjo raven minimalnega predpisanega kapitala.

V okviru tretje kvantitativne študije učinkov (QIS 3) je baselski odbor proučil vpliv predlaganih standardov na minimalno višino kapitala na vzorcu 188 bank iz G10 in 177 bank iz drugih držav. Za namen analize so banke razdelili v dve skupini. Prva predstavlja velike mednarodne banke s temeljnim kapitalom večjim od € 3 mia, druga pa manjše lokalne, večinoma bolj specializirane banke. V raziskavo vključene banke so podale izračune za zahtevano višino kapitala za svoje konsolidirane izpostave ob uporabi standardnega pristopa in pristopa notranjih bonitet. Raziskava o posledicah določil iz tretjega posvetovalnega dokumenta (CP3) je pokazala, da se višina minimalnega kapitala za banke pri uporabi pristopa notranjih bonitet v primerjavi s standardnim v povprečju občutno zmanjša. Sprememba kapitalskih zahtev je seveda odvisna od sestave portfelja banke. Analiza pokaže, da so za banke iz področja EU oz. G10 največja zmanjšanja kapitala na račun portfelja majhnih izpostav² in podjetij (glej prilogo, tabela 1 in 2) (PriceCoopersWaterhouse, 2003).

Tabela 2: Spremembe v kapitalskih zahtevah ob upoštevanju določil iz CP3 (v %)

	STANDARDNI	OSNOVNI IRB	NAPREDNI IRB
G10 skupina 1	0	- 7	- 13
G10 skupina 2	- 11	- 27	N/A
EU skupina 1	- 3	- 13	- 15
EU skupina 2	- 11	- 27	N/A
Ostali (skupina 1 in 2)	+ 2	- 3	N/A

Vir: Bank for International Settlements, 2003b, str. 3.

Dodaten razlog za prehod na pristop notranjih bonitet je uvedba kapitalskih rezervacij za *operativna tveganja*. V tej luči je zmanjšanje predpisanega kapitala v okviru pristopa notranjih bonitet protiutež predvideni dodatni kapitalski obremenitvi zaradi operativnih tveganj (Rowe et al., 2002, str. 325).

3. GRADNJA in KRITERIJI KREDITNIH MODELOV

²retail exposure

3.1. POMEMBNE ODLOČITVE PRI PROCESU MERJENJA KREDITNIH TVEGANJ

Kadar želimo na kvantitativen način meriti kreditna tveganja, k čemur spodbuja novi baselski sporazum, je potrebno razmisliti o naslednjih vprašanjih:

1. Kateri parametri najbolj odražajo kreditno tveganje?
2. S katerimi spremenljivkami lahko najbolj ocenimo te parametre?
3. Kateri model najbolj ustreza namenu uporabe?
4. Kako naj definiramo nastop neplačila?
5. Katero časovno obdobje naj obravnavamo?

3.1.1. IZBIRA PARAMETROV

Pri napovedih kreditnih tveganj banko zanima predvsem potencialna izguba, tj. izguba, ki jo lahko utrpi zaradi slabih naložb. Čeprav je verjetnost neplačila najbolj razširjena mera kreditnih tveganj, je izguba odvisna tudi od izpostave ob nastopu neplačila, velikosti kreditne linije, višine nezavarovanega kredita in stopnje poplačila. Večina študij obravnava merjenje verjetnosti neplačila, kar je povezano s pomanjkanjem in nedostopnostjo podatkov o izpostavah in višini izgube v primeru nastopa neplačila. Baselski odbor predvideva, da banke pri aplikaciji osnovnega pristopa notranjih bonitet izračunavajo zgolj verjetnosti neplačila.

Model SLO izračunava verjetnost nastopa neplačila podjetij.

3.1.2. IZBIRA VHODNIH PODATKOV

Načeloma imamo lahko na razpolago tri vrste podatkov o podjetjih:

- bilančne podatke
- tržne oz. borzne podatke
- kvalitativne podatke

BILANČNI PODATKI

Banke se pri podeljevanju kreditov zanašajo na bonitetne ocene kreditnih analitikov, ki analizirajo podjetja s pomočjo bilančnih in kvalitativnih podatkov. Vse bolj pa se v praksi uveljavljajo tudi kvantitativni modeli, ki na bolj formalen način merijo kreditna tveganja. Eden prvih modelov, Z-score, je leta 1968 razvil *Altman* in povezuje kvaliteto kredita z bilančnimi podatki. Na podlagi vrednosti funkcije (Z-score), izračunane z diskriminantno analizo, je lahko z več kot devetdeset odstotno natančnostjo pravilno razločeval med dobrimi in slabimi podjetji v vzorcu (Caouette et al, 1998, str. 115). Z razvojem statističnih orodij se je uveljavila uporaba drugih metod, npr. *linearna in logistična regresija, nevronske mreže* idr., ki omogočajo večjo natančnost napovedi modelov zunaj danega vzorca in hkrati direkten izračun verjetnosti neplačila. Omenjeni modeli vključujejo zgolj bilančne podatke.

TRŽNE VREDNOSTI PODJETIJ

Leta 1993 je *KMV* objavil model za napovedovanje neplačila, osnovan na Mertonovi teoriji opcij, ki temelji na tržnih podatkih podjetij. Glede na to, da je v Sloveniji na borzo uvrščen

manjši delež podjetij in da je trg kapitala relativno majhen in nelikviden, predvidevam, da uporaba tržnih vrednosti podjetij ne bi bila ustrezna metoda. Študije agencije Moody's razkrivajo, da so finančne spremenljivke velikih borznih podjetij povezane z verjetnostjo neplačila na drugačen način, kot pri manjših podjetij (Moody'sKMV, 2000). To pomeni, da bi uporaba modela za določanje verjetnosti neplačila za neborzna podjetja, zgrajenega na tržnih podatkih borznih podjetij, dala napačno predstavo o kreditnih tveganjih.

KVALITATIVNI PODATKI

Model neplačila bi lahko vseboval kvalitativne podatke kot na primer starost in izkušnje uprave, konkurenčni položaj, ocene rasti ipd. Slednji so težko dostopni in hkrati temeljijo na relativno subjektivni presoji (Hayden, 2003, str. 5).

Model SLO temelji na bilančnih podatkih.

3.1.3. IZBIRA MODELA

Pristope k analizi verjetnosti neplačila podjetij lahko uvrstimo v tri skupine:

- tradicionalna kreditna analiza
- strukturni modeli
- nestrukturni modeli

TRADICIONALNA KREDITNA ANALIZA V PRIMERJAVI S KVANTITATIVNIMI MODELI

V bančni praksi prevladujejo metode, ki temeljijo na človeški sodbi od najbolj subjektivnih pa do ekspertnih sistemov. To sicer ne pomeni, da slednje ne uporabljajo kvantitativnih informacij. Razlika v primerjavi s kvantitativnimi modeli je predvsem v *subjektivnosti* končnih bonitetnih ocen, ki med seboj niso primerljive in jih je težko ponovno preveriti oz. testirati. Očitna prednost metod, temelječih na človeški sodbi, je možnost upoštevanja večjega števila informacij, medtem ko kvantitativni modeli dajejo ocene na osnovi vnaprej omejenega izbora podatkov. Analitiki imajo sicer na razpolago bogatejše informacije in izkušnje, šibko ali zakrito plat pa predstavljajo povezave vseh informacij v končno boniteto podjetja. Kreditni analitiki dajejo ocene na podlagi primerjave posameznih kazalnikov, pri čemer končna ocena ni preprosto seštevek ocen posameznih kazalnikov. Vzemimo primer podjetja, ki izkazuje likvidnost na ravni bonitete Aa, donosnost na ravni Baa in zadolženost bonitetnega razreda B. Kako analitik združi te podatke v končno oceno, je prepuščeno njegovi subjektivni presoji oz. občutku.

Prednost modelov se kaže tudi v manjših *stroških* uporabe ali kadar imamo opravka z zelo *kompleksnimi informacijami*, kar igra odločilno vlogo na primer pri podeljevanju potrošniških kreditov oz. ko imamo na voljo podatke za uporabo teorije opcij.

(Moody'sKMV, 2000)

STRUKTURNI MODELI

Glavna lastnost strukturnih modelov se kaže v tem, da temeljijo na določeni teoriji. Osnova za model tako ni statistika, temveč teoretično ozadje modela. Najbolj znan strukturni model za

ocenjevanje verjetnosti neplačila je Mertonov model (1973), izpeljan iz teorije opcij, ki ga je komercializirala agencija Moody'sKMV.

MERTONOV MODEL

Model po analogiji primerja vrednost podjetja z vrednostjo opcije, katere izvršilna cena je enaka vrednosti dolga in dospelost enaka ročnosti dolga. Ko tržna vrednost podjetja pade pod ceno izvršitve, je vrednost podjetja manjša od višine dolga in podjetje ni več sposobno servisirati dolga. Če ima podjetje dobiček, bo lastnik kapitala, ki ga lahko enačimo z lastnikom opcije na kapital, obdržal vrednost, ki presega višino dolga.

V Mertonovem modelu označuje prihodnjo vrednost sredstev distribucija možnih prihodnjih tržnih vrednosti, z dano pričakovano vrednostjo in standardnim odklonom. Osrednji parameter modela je »razdalja do neplačila«, ki meri število standardnih odklonov, ki loči prihodnjo pričakovano vrednost podjetja od točke neplačila. Verjetnost neplačila bo tako tem manjša, čim večja je vrednost podjetja in čim manjše je njeno nihanje (KMV, 1993).

Mertonov-KMV model zaradi relativno majhnega števila borznih podjetij in nerazvitosti trga kapitala v Sloveniji ni ustrezen rešitev za določanje verjetnosti neplačila za podjetja v bančnem portfelju.

NESTRUKTURNI MODELI

Ekonomska zgodovina razkriva, da mnogi strukturni modeli niso bili potrjeni v praksi in se tako niso obdržali v uporabi, npr. Phillipsova krivulja, IS-LM idr. Nestrukturni modeli nasprotno ne poskušajo s pomočjo izbranih podatkov teorij potrjevati, temveč poskušajo dane odvisnosti s pomočjo statističnih in ekonometričnih metod podprtih z ekonomskim vedenjem in intuicijo iz podatkov šele odkriti. Najbolj znane in uporabljene nestrukturne modele s področja določanja verjetnosti neplačila lahko razdelimo v štiri skupine (Bessis, 2002, str. 342):

- Altmanov model
- Probit-logit modeli
- Ekonometrični model CPV
- Nevronske mreže

Nestrukturni pristop modelov Moody'sa in modela SLO se kaže v naslednjih značilnostih. Spremenljivke so izbrane na osnovi teorije in izkušenj, preoblikovane se uporabijo pri določitvi modela. Koeficienti modela in dane transformacije so testirani zunaj vzorca, spremenljivke, ki se ne obnašajo v skladu z ekonomsko intuicijo ali so med seboj korelirane, so izločene iz modela. Da bi preprečili prenasičenost modela s spremenljivkami, je dani model vedno primerjan z modelom, ki je še bolj enostaven.

Model SLO je nestrukturni model in temelji na logistični regresiji.

3.1.4. DEFINICIJA NASTOPA NEPLAČILA

Baselski odbor (Bank for International Settlements, 2003a) se je odločil oblikovati čim širšo definicijo neplačila. Pri tem opredelitev odbora upošteva, da banke utrpijo izgubo ne samo ob stečaju, temveč tudi v drugih primerih, kot v primeru odloga s plačilom, znižanja bonitete dolžnika idr.

Nastop neplačila je zabeležen ob enem ali več naslednjih dogodkov:

- banka ugotovi, da dolžnik verjetno ne bo mogel v celoti plačati svojih obveznosti (glavnica, obresti, stroški kredita)
- nastop izgube, ki je povezan s katerokoli obveznostjo komitenta in se kaže kot odpis, posebne rezervacije, odložitev ali opustitev plačila obveznosti zaradi prestrukturiranja podjetja
- dolžnik zamuja s plačilom katerekoli kreditne obveznosti več kot 90 dni
- dolžnik je v stečajnem oz. kateremkoli drugem postopku za zaščito dolžnikov

Notranji kreditni modeli, ki bi jih banke želele ovrednotiti pri zakonodajalcih, naj bi upoštevali zgoraj opisano opredelitev kreditnega dogodka.

Model SLO upošteva baselsko definicijo nastopa neplačila.

3.1.5. ČASOVNI HORIZONT

Baselski odbor je mnenja, da večina bank uporablja za namene modeliranja kreditnih tveganj enoletni časovni horizont. Enoletno obdobje naj bi namreč najbolj odražalo razdobje, v katerem banka oz. podjetje:

- pripravi finančne plane in objavi bilance
- lahko izloči dano tveganje iz svojega portfelja
- dobi nove informacije o dolžniku
- se odloča o obnovitvi kreditov
- lahko poveča kapital

Daljši časovni horizont je za banke, ki podeljujejo dolgoročne kreditne še bolj pomemben. Moody's za svoj model Risk-Calc tako ocenjuje tudi petletne verjetnosti neplačila (Moody's KMV, 2000). Pri upoštevanju daljših časovnih obdobji se je potrebno še bolj soočiti s pomanjkanjem ustreznih podatkov. Če pa sklepamo na petletne verjetnosti na osnovi izračunov za enoletno obdobje upoštevamo vprašljivo predpostavko, da se razmerje med bilančnimi podatki in verjetnostjo v naslednjih letih ne bo spremenilo.

Model SLO napoveduje verjetnost neplačila za enoletno obdobje.

3.2. NAJPOMEMBNEJŠI KRITERIJI PRI GRADNJI MODELA

Za proces ocenjevanja modela verjetnosti neplačila agencija Moody's predlaga naslednje kriterije, ki jih bom uporabil kot osnovo za analizo rezultatov modela SLO:

➤ RAZUMLJIVOST

Za uporabnike je bistveno, da razumejo kako in zakaj model deluje. Vpliv ključnih spremenljivk na outpute modela mora biti nedvoumen in intuitiven.

➤ MOČ RAZLIKOVANJA

Model, ki ne razlikuje med dobrimi in slabimi komitenti, ne more dobiti mesta v kreditni analizi oz. v procesu alokacije kapitala.

➤ UMERJENOST

Modelov, ki niso umerjeni na povprečne vrednosti neplačila, se ne more uporabljati za namene postavljanje cen kreditov ali določanja s kreditnim tveganjem povezane minimalne višine kapitala.

➤ VELJAVNOST

Proces testiranja zunaj vzorca in zunaj časa potrdi ustreznost modela za napovedovanje dogodka neplačila. Razkrije neustreznost modela, če je bilo vključenih preveč spremenljivk (Moody'sKMV, 2000).

4. STATISTIČNE OSNOVE UPORABE LOGISTIČNE REGRESIJE

4.1. STATISTIČNA IN VSEBINSKA USTREZNOST UPORABE LOGISTIČNE FUNKCIJE

Logistična regresija se uporablja v primerih, kadar je odvisna spremenljivka *binarna*, kar pomeni, da zavzema samo dve vrednosti.

STATISTIČNE PREDNOSTI LOGISTIČNE REGRESIJE (Falkenstein, 2002, str.176)

- Logistična regresija ne predpostavlja linearnega odnosa med odvisnimi in neodvisnimi spremenljivkami: eksponenti in potenčni faktorji so lahko posredno ali neposredno vključeni v funkcijo.
- Odvisna spremenljivka je lahko nenormalno porazdeljena, vendar mora biti porazdelitev iz skupine eksponentnih porazdelitev.
- Homoskedastičnost, tj. enotnost variance med odvisnimi in neodvisnimi spremenljivkami, ni potreben pogoj.
- Slučajna napaka ni podvržena zahtevi o normalni porazdelitvi.
- Neodvisne spremenljivke so lahko intervalne, ordinalne ali kategorične.
- Neodvisne spremenljivke so lahko omejene z danim intervalom.

VSEBINSKA USTREZNOST LOGISTIČNE REGRESIJE

- Odvisna spremenljivka zavzame vrednost 1 v primeru nastopa neplačila, 0 v odsotnosti stanja neplačila.
- Logistična funkcija omogoča izračun verjetnosti nastopa neplačila.
- Neodvisne spremenljivke, finančni kazalniki so intervalni podatki, definirani v različnih mejah.
- Vključitev ordinalnih ali kategoričnih spremenljivk (kvalitativne spremenljivke in bonitete) ni izključena.
- Vrednosti neodvisnih spremenljivk niso normalno porazdeljene.
- Odvisna spremenljivka zavzema binomialno razdelitev, kar pomeni, da ustreza pogoju distribucije odvisne spremenljivke.

Uporaba multivariantne ali diskriminantne regresije ne bi zadostila vsem opisanim statističnim in vsebinskim zahtevam analize verjetnosti nastopa stanja, za katero je bolj ustrezna logistična funkcija.

4.2. FUNKCIJSKA IN GRAFIČNA OBLIKA LOGISTIČNE FUNKCIJE

Logistično funkcijo povzema naslednja enačba, iz katere je razvidno, da je dana funkcija transformacija linearne kombinacije neodvisnih spremenljivk. S pomočjo tako izražene funkcije lahko izračunamo neposredno verjetnost nastopa stanja $P(y=1)$:

$$\text{Enačba (1):} \quad P(y|x) = \frac{e^{\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_i x_i}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_i x_i}}$$

Vrednost opazovane spremenljivke, nastop neplačila, zavzema vrednosti 0 ali 1. Pojasnjevalne spremenljivke so v obravnavanem primeru finančni količniki.

Vpliv finančnih kazalnikov na nastop neplačila lažje pojasnimo, če odvisno spremenljivko logistične funkcije izrazimo kot obet dogodka. Obet je v statistiki definiran kot razmerje med verjetnostjo nastopa dogodka (P) in verjetnostjo odsotnosti dogodka ($P-1$).

$$\text{Enačba (2):} \quad \ln\left(\frac{P}{P-1}\right) = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_i x_i$$

$$\text{Enačba (3):} \quad \frac{P}{P-1} = e^{\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_i x_i}$$

INTERPRETACIJA KOEFICIENTOV

Koeficient odvisne spremenljivke beta v formuli (2) pove, kolikokrat se poveča logaritem obeta, če se vrednost opazovane spremenljivke poveča za eno enoto, vse ostale pa ostanejo konstantne.

METODA DOLOČANJA KOEFICIENTOV

Pri logistični regresiji so koeficienti določeni na podlagi metode največjega verjetja. S to metodo v iterativnem procesu izberemo koeficiente, ki z največjo verjetnostjo napovedo

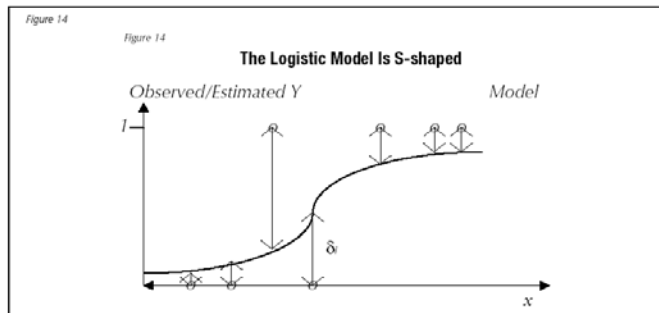
opazovane vrednosti odvisnih spremenljivk pri danih vrednostih neodvisnih spremenljivk. To pomeni, da s programom poiščemo minimum naslednje funkcije napačne izbire:

Enačba (4):

$$\text{Napaka} = \sum ((Y_{\text{opazovan}}) \ln(Y_{\text{napovedan}}) - (1 - Y_{\text{opazovan}}) \ln(1 - Y_{\text{napovedan}}))$$

GRAFIČEN PRIKAZ FUNKCIJE

Slika 2 : Logistična funkcija



Vir: Moody'sKMV, 2002a, str 24.

x-os: naraščajoča vrednost spremenljivke
y-os: ocenjena verjetnost nastopa dogodka

Krivulja v obliki črke S ustreza naravi obravnavanega pojava. Kakor je razvidno, imajo po določeni točki spremembe vrednosti danega količnika manjši vpliv na verjetnost neplačila. Če je podjetje na primer zelo dobičkonosno, z dobro kapitalsko strukturo in možnostjo poplačila dolgov, potem bo majhno zmanjšanje prodaje relativno malo vplivalo na povečanje verjetnosti neplačila. Linearen model te značilnosti ne bi mogel upoštevati: sprememba v neodvisni spremenljivki namreč povzroči vedno enako, linearno spremembo v odvisni spremenljivki.

4.3. NAJPOMEMBNEJŠI TESTI ZA VALIDACIJO MODELA

USTREZNOST MODELA

Naslednji testi merijo, kako dobro model ustreza podatkom iz vzorca.

Klasifikacijska tabela

Na osnovi določene mejne verjetnosti (cut-off) razvrstimo outpute modela v skupino »nič«, če je verjetnost nižja, in v skupino »ena«, če je dana verjetnost večja od mejne vrednosti. Tako lahko izračunamo delež pravilnih in napačnih napovedi modela. Poseben ekonomski pomen imata analiza statistične napake I in II oz. deleža napačnih napovedi nastopa oz. nenastopa dogodka.

Verjetje (LL)

Ustreznost modela lahko opazujemo z vidika verjetnosti pravilne napovedi odvisne spremenljivke ob danih ocenah koeficientov. Ker se vrednost verjetnosti giblje v relativno

ozkem razponu nič in ena, se uporablja merilo, ki je logaritem verjetnosti pomnožen z minus dva tj. $2\text{LogLikelihood}=-2\text{LL}$ in je definiran v razponu med minus neskončno in nič. Za močnejši model bo mera -2LL tem večja.

Cox-Snell r-kvadrat in Nagelkerke r-kvadrat

Podobno kot determinacijski koeficient obe meri izražata delež pojasnjene variance. Medtem ko je največja vrednost Cox-Snellov manjša od ena, je Nagelkerkov definiran v celotnem intervalu nič do ena.

MOČ RAZLIKOVANJA MODELA

Merilo razlikovanja pove, kako dobro lahko model na osnovi danih podatkov razlikuje med obravnavanima skupinama. Popoln model vedno pripiše višjo verjetnost subjektom, pri katerih stanje dejansko nastopi, in relativno nižjo verjetnost subjektom, pri katerih stanje ne nastopi.

ROC krivulja³

ROC krivulja je bolj splošen prikaz klasifikacijske tabele. Omogoča analizo natančnosti napovedi modela za celoten spekter mejnih vrednosti verjetnosti za določeno časovno obdobje. Ponazarja skupni delež pravilno napovedanih primerov nastopa dogodka (0 ali 1) in delež napačnih napovedi nastopa dogodka pri poljubno izbrani mejni vrednosti verjetnosti. Na x-osi so po padajočih verjetnostih razporejeni opazovani primeri nenastopa dogodka, ki jim je bila pripisana vrednost nič. Na y-osi so po padajočih vrednostih verjetnosti razvrščeni opazovani primeri nastopa dogodka, označeni z vrednostjo 1. Točka na grafu s koordinatama (a,b) pomeni, da ob izbrani mejni verjetnosti model pravilno napove b odstotkov primerov stanja 1 in nepravilno napove a odstotkov stanja 0.

Hosmerjev in Lemeshow test

Subjekti so razdeljeni glede na ocenjeno verjetnost nastopa dogodka v decile. Test primerja ujemanje opazovanih in napovedanih dogodkov v posamezni skupini. Preverja ničelno hipotezo, da ni razlike med opazovanimi in napovedanimi vrednostmi odvisne spremenljivke.

PREVERJANJE ZNAČILNOSTI KOEFICIENTOV

Wald statistika

Primerljiva s t-testom. Preverja ničelno hipotezo, da je vrednost koeficienta enaka nič. Če so absolutne vrednosti koeficienta velike, so rezultati testa nezanesljivi.

Verjetje

Spremenljivka lahko ostane v modelu, če je sprememba vrednosti -2LL zaradi vključitve v model značilna pri izbranem pragu značilnosti (Norušis, 1999, str. 35-64).

³ROC=receiver-operator curve, znana tudi kot CAP (Cumulative Accuracy Profiles), power curves ipd.

5. MODEL ZA MERJENJE VERJETNOSTI NEPLAČILA: RISKCALC AUSTRIA

5.1. BAZA PODATKOV

CILJNA POPULACIJA

Moody'sov RiskCalc je namenjen za merjenje verjetnosti neplačila za podjetja, ki ne kotirajo na borzi in za katera največje bonitetne agencije večinoma ne podajajo bonitetnih ocen. Uporaba enotnega modela za vse vrste podjetij in gospodarske dejavnosti ni ekonomsko smiselna, zato so naslednja podjetja izločena iz procesa gradnje modela:

- *Borzna podjetja*: pri Moody'u so prepričani, da je tržna vrednost podjetja ključen element vrednotenja borznih podjetij.
- *Majhna podjetja*, katerih prodaja ni presegla 500.000\$. Pri manjših podjetjih je prihodnost pogosto odvisna od financ podjetja in tudi od finančnega položaja upravljavcev .
- *Finančni posredniki* : zaradi predpisov in nadzora države je bolje, da jih obravnavamo posebej. Bilance finančnih posrednikov imajo poleg tega svojstvene značilnosti, tako da nekateri kazalniki, npr. vzvod, trendi poslovanja, niso neposredno primerljivi s kazalniki drugih podjetij.
- *Javna podjetja*: imajo drugačen profil, ker zanje večinoma jamči država oz. jih je slednja pripravljena podpreti v primeru težav.
- *Nepremičninska podjetja*: uspeh teh podjetij je dostikrat bolj odvisen od posamičnega razvoja projektov, zato letni izkazi redko izražajo dejansko verjetnost neplačila
- *Holdingi*: izključeni iz analiz, ker pogosto nimajo lastne poslovne dejavnosti. Značilnosti finančnih kazalnikov holdingov se tako lahko bistveno razlikujejo od drugih podjetij.

Ob upoštevanju dejstva, da so bilančni podatki za manjša podjetja v primerjavi z večjimi podjetji v povprečju manj natančni in slabše kvalitete, je bila baza podatkov dodatno prečiščena. Izključeni so bili na primer podatki na osnovi značilnosti določenih bilančnih postavk. Iz baze podatkov so bila tako izločena podjetja z negativnim kapitalom in podjetja s starostjo krajšo od 12 mesecev. Tako se poskuša zagotoviti, da moč modela ne temelji na nezanesljivih podatkih.

OPIS VZORCA

Podatke za RiskaCalc Avstrijo sta prispevali dve izmed največjih avstrijskih bank. Velika baza podatkov je osnova za razvoj modela s statistično močjo in robustnostjo. Sorazmerno veliko število primerov neplačil omogoča, da testni in razvojni vzorec vsebujeta ustrezen delež neplačniških podjetij. Model, zgrajen in testiran na vzorcu, ki vsebuje večje število primerov neplačila, lahko namreč poda bolj natančno povezavo med finančnimi količniki in stanjem neplačila in le-to z večjo značilnostjo potrdi na testni populaciji.

Tabela 3: Primerjava količine podatkov RiskCalc za Avstrijo in nekatere druge države:

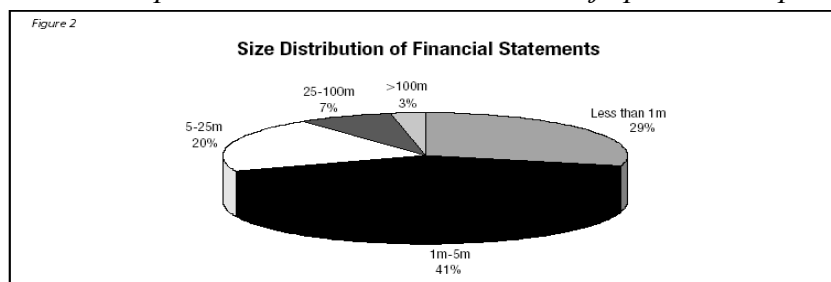
DRŽAVA	OBDOBJE	ŠT. PODJETIJ	ŠT. NEPLAČNIŠKIH ⁴	ŠT. BILANC
Austria	91-2000	19.524	2.156	83.613
Belgija	92-98	102.594	6.658	523.057
Nemčija	87-2000	24.866	1.485	111,000
US	89-99	140.790	1.193	139.060
Španija	92-99	140.790	2.265	569.181

Vir: Moody'sKMV, 2002, str. 8.

ANALIZA PODJETIJ PO VELIKOSTI PRODAJE IN PO GOSPODARSKIH DEJAVNOSTIH

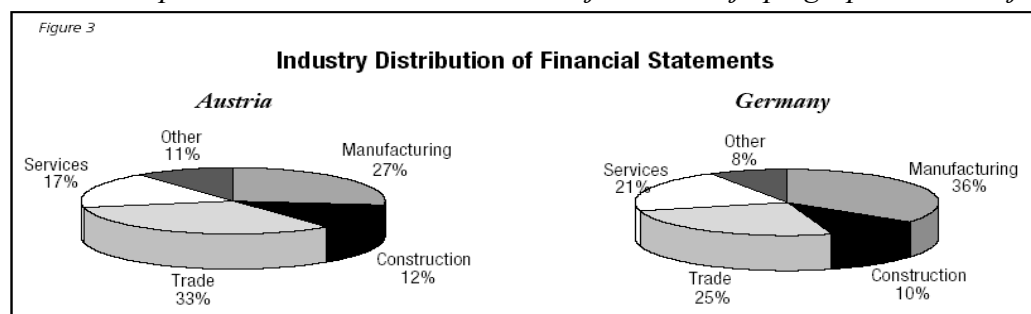
Analiza razporeditev podjetij po velikosti prodaje pokaže, da ima 70 odstotkov podjetij prodajo manjšo od 5 milijonov evrov, od tega 30 odstotkov manjšo od 1 milijona. Velikih podjetij, s prodajo nad 5 milijonov je tako 30 odstotkov. Iz analize vzorca po gospodarskih dejavnostih je razvidno, da sta najbolj zastopani trgovina in predelovalna dejavnost; skupaj zajemata 60 odstotkov podjetij v vzorcu.

Slika 3: Razporeditev vzorca modela za Avstrijo po velikosti prodaje (v mio €)



Vir: Moody'sKMV, 2002a, str 9.

Slika 4: Razporeditev vzorca modela za Avstrijo in Nemčijo po gospodarskih dejavnostih (v %)



Vir: Moody'sKMV, 2002a, str. 9.

DEFINICIJA NEPLAČILA

Model RiskCalc za Avstrijo naj bi pomagal finančnim institucijam oz. investitorjem pri merjenju tveganja izgub zaradi neplačila dolžniških podjetij oz. drugih kreditnih dogodkov. Model naj ne bi omogočal primerjave verjetnosti neplačila zgolj znotraj posamezne države, temveč tudi med državami. Zdi se, da upoštevanje baselske definicije neplačila za podjetja, 90-dnevno zamujanje s plačilom, ni dobra osnova za mednarodno primerljivost rezultatov

⁴ unique defaults

modelov. Po eni strani 90-dnevna zamuda v določenih državah, npr. v Italiji, ni zadosten znak za nastop izgube iz tega naslova; hkrati je pomen časovnega roka izgube vezan na vrsto finančnega instrumenta. Izkušnje agencije Moody's kažejo tudi na to, da nastop neplačila napovedujejo isti dejavniki, pa naj bo definiran kot 90 dnevna zamuda plačila ali pa kot začetek stečajnega postopka.

Pri razvoju modela za Avstrijo so bili uporabljeni javno dostopni podatki o nastopu neplačila, definirane kot stečaj oz. prestrukturiranje dolga. Pri umerjanju je upoštevan dodaten časovni zamik; neplačilo nastopi šest mesecev pred začetkom stečajnega postopka oz. prestrukturiranja dolga.

5.2. POSTOPEK IZDELAVE MODELA

RiskCalc spada med nestrukturne modele, kar pomeni, da model ne temelji na določeni teoriji, ki naj bi pojasnjevala dogodek neplačila, temveč na funkciji, ocenjeni z uporabo statističnih metod. Pri tem naj bi model imel čim bolj enostavno funkcijsko obliko in zahteval čim manjše število vhodnih podatkov. Proces gradnje modela poteka v štirih korakih. Ti so:

- analiza posameznih spremenljivk
- izbira modela
- vrednotenje
- umerjanje

ANALIZA POSAMEZNIH SPREMENLJIVK

Pri določanju bonitetnih modelov temelječih na finančnih podatkih, so na voljo številni kazalniki, ki bi jih lahko uporabljali za napoved neplačila. Med vsemi možnimi finančnimi kazalniki je za proces izgradnje modela potrebno izluščiti tiste, ki so najbolj povezani s stopnjo neplačila. Pri izboru spremenljivk za nadaljnjo analizo naj bi bila upoštevana naslednja merila.

- Spremenljivke morajo biti *intuitivne*. Če naj bo model intuitiven in smiseln, morajo biti take tudi spremenljivke. Ko obravnavamo posamezen količnik, moramo preveriti, ali je povezava finančnega kazalnika z nastopom neplačila ekonomsko smiselna.
- Spremenljivke morajo imeti individualno *moč razlikovanja* med podjetji plačniki in neplačniki. Moč napovedovanja stanja neplačila je testirana s koeficientom natančnosti (AR). Večje vrednosti tega kazalca kažejo na večjo napovedno moč.
- Za vsak količnik mora biti na razpolago dovolj vrednosti. Veliko število *manjkajočih vrednosti* za posamezen količnik pomeni, da je to informacijo težko dobiti, in ga tako ni dobro vključiti v model.

IZBIRA MODELA

Naslednji korak je multivariantna analiza, s katero se ob uporabi logistične regresije proučuje napovedna moč različnih kombinacij kazalnikov. Uporaba statističnih funkcij »forward, backward in stepwise« omogoča izbiro statistično značilnih kazalnikov s koeficienti, ki dajejo največjo napovedno moč modelu. Izbira optimalnega modela v tej fazi ni prepuščena zgolj statističnemu orodju. Naloga modelatorja je natančna analiza statističnih in ekonomskih lastnosti različnih modelov. Potrebno je biti posebej pozoren na vključitev kazalnikov, med katerimi obstaja močna stopnja korelacije. Posledica vključitve povezanih spremenljivk so lahko nestabilne ocene koeficientov količnikov in slabša napovedna moč modela zunaj vzorca. Koeficienti med seboj koreliranih količnikov imajo pogosto predznake, ki so v nasprotju z intuicijo in niso ekonomsko smiselni. Ob vključitvi podobnih kazalnikov se zato njihova stabilnost testira na različnih podvzorcih. Model s prevelikim številom spremenljivk lahko ima veliko napovedno moč znotraj vzorca, vendar bodo rezultati takega modela nestabilni pri uporabi zunaj vzorca. Modeli s premajhnim številom spremenljivk ne vključujejo vseh potrebnih informacij in so posebej občutljivi za manipulacije bilančnih podatkov. Pri določanju modela so poleg analize koeficienta natančnosti za model pomembne tudi izkušnje. Te se nanašajo tudi na upoštevanje naslednjih kriterijev:

- podatkovne zahteve za uporabnika naj bodo čim manjše
- število spremenljivk naj bo najmanjše možno
- spremenljivke in uteži morajo biti ekonomsko smiselne
- model mora imeti napovedno moč

UMERJANJE MODELA

Rezultate modela, tj. verjetnosti, je v zadnjem koraku potrebno umeriti na dejanske verjetnosti neplačila v vzorcu. Prvi korak predstavlja umerjanje povprečja outputa modela za populacijo na povprečno stopnjo neplačila v populaciji skozi celotno obdobje ekonomskega cikla. Ta parameter je referenčna vrednost za model. Če se povprečna verjetnost neplačila za obravnavni portfelj podjetij v danem obdobju spremeni, je za ta faktor potrebno prilagoditi verjetnosti neplačila za vsa podjetja.

Za izračun povprečne verjetnosti neplačila za populacijo portfelja avstrijskih bank sta bila izbrana dva pristopa. Upoštevani so bili interni podatki bank o neplačilih v analiziranem obdobju, povprečna verjetnost pa je bila izračunana tudi iz podatkov o *bančnih rezervacijah*. Slednje so v danem obdobju približno enake dejanskim izgubam. Približek iskane povprečne verjetnosti lahko izračunamo po naslednji enačbi:

enačba (5):

višina izgub = obseg kreditov \times verjetnost neplačila \times izguba v primeru neplačila

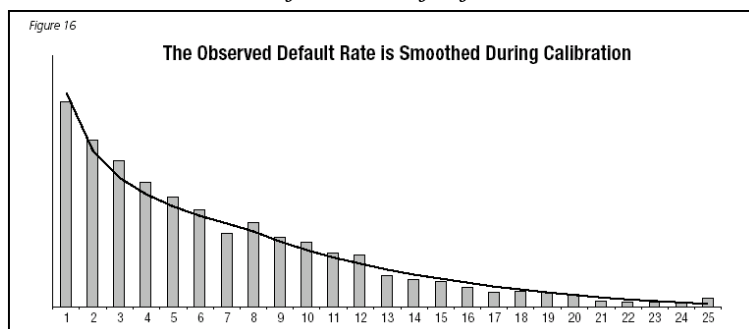
Pri čemer je:

verjetnost neplačila = višina izgub / (obseg kreditov \times izguba v primeru neplačila)

Rezultat analize je določena 2 % verjetnost neplačila za enoletno obdobje, ki služi kot referenčna točka za umerjanje modela za Avstrijo. Model je tudi umerjen za petletno obdobje, pri čemer je referenčna točka za kalibracijo po izračunih določena 8 % verjetnost neplačila.

Drugi del umerjanja predstavlja projiciranje outputa modela, tj. verjetnosti, na bonitetno lestvico banke oz. agencije. Vrednosti outputa za podjetja so najprej razporejene v skupine, ki predstavljajo bonitetne razrede. Za vsak razred nato izračunamo delež »slabih« podjetij, kar predstavlja dejansko stopnjo neplačila za obravnavani razred.

Slika 5: Primer krivulje za umerjanje modela RiskCalc Avstrija



Vir: Moody'sKMV, 2002a, str. 28.

x-os: razredi bonitetne lestvice; podjetja razvrščena glede na padajoče verjetnosti

y-os: opazovani delež slabih podjetij

Kalibracijska krivulja modela, ki povzema dejanske verjetnosti, naj bi v grobem ustrezala eksponentni funkciji. Če namreč analiziramo, kako se povečuje verjetnost neplačila po bonitetnih razredih, kot jih določajo in objavljajo največje bonitetne hiše⁵, vidimo, da se verjetnost neplačila od najnižjega do najvišjega razreda povečuje eksponentno. Vrednosti stopnje neplačila za posamezne razrede so tako popravljene, da kalibracijska krivulja bolj ustreza eksponentni. Posebej je določeno presečišče z y-osjo, tako da je izpolnjena predpostavka o povprečni agregirani vrednosti neplačila za populacijo (2 %).

Model je nadalje izboljššan s primerjavo napovedanih verjetnosti modela in povprečnih vrednosti neplačila za podjetja posamezne velikosti in sektorjev. V uporabljeni bazi podatkov za avstrijski model je zaradi vzorčenja prisotna relativno višja stopnja slabih podjetij za segment največjih podjetij. Del tega odklona je izravnano z relativno »boljšimi« bilančnimi podatki, ki kažejo na manjše kreditno tveganje. Po drugi strani pa bilance le deloma odsevajo relativno manjše tveganje največjih podjetij zaradi diversifikacije in prednosti profesionalnega managementa. Model, po presoji avtorjev ni v celoti zaobjel teh faktorjev, zato so vsa največja podjetja ex-post uvrščena v en razred višje, kot bi jih uvrstili na podlagi outputa. Analiza verjetnosti po gospodarskih dejavnostih je prav tako pokazala, da bilančni podatki ne zajemajo dovolj razlik v tveganju med posameznimi panogami. Da bi rezultati modela bolj odražali dejanska tveganja podjetij, je bil model na enak način popravljen tudi za sektorja gradbeništvo in trgovina.

⁵ npr. S&P, Moody's, Fidge

5.3. OPIS MODELA

5.3.1. KAZALNIKI V MODELU

Kazalniki, vključeni v model, spadajo v naslednje kategorije: vzvod, pokritost dolga, upravljanje s sredstvi, trendi v poslovanju, donosnost in likvidnost.

VZVOD

Vzvod je pomembna mera kreditnega tveganja. Odraža sposobnost podjetja, da preživi nepričakovane neugodne situacije. V modelu za Avstrijo sta vključena dva kazalnika vzvoda in merita delež kapitala in strukturo obveznosti.

Prvi kazalnik odraža delež kapitala v kratkoročnih in dolgoročnih obveznostih. Začetna predpostavka, da pri podjetjih z nižjim koeficientom bolj pogosto nastopi stanje neplačila, je bila potrjena na podlagi podatkov in je uprizorjena v sliki 1 v prilogi (priloga, str. 3, slika 1).

Drugi kazalnik vzvoda se nanaša na strukturo obveznosti podjetja. Meri delež kratkoročnih in dolgoročnih obveznosti do finančnih institucij in dobaviteljev ter meničnih obveznosti v vseh obveznostih. Predpostavko, da so neplačniška podjetja v večji meri odvisna od zunanjih virov financiranja, potrjuje analiza podatkovne baze (priloga, str. 3, slika 2).

DONOSNOST

Prihodnja plačilna sposobnost je odvisna od donosnosti podjetja. Podjetje z zaporednimi letnimi izgubami bo prej ali slej nesposobno redno odplačevati svoje dolgove. Bolj donosna podjetja po drugi strani lažje prebrodijo nenadne izpade dohodka in imajo na razpolago več sredstev za investicije v razvoj. Napovedna moč različnih koeficientov donosnosti je bila za dano populacijo približno enaka, zato so bili kazalniki donosnosti testirani skupaj s kazalniki iz ostalih kategorij, npr. pokritjem dolga. Izbran je bil naslednji kazalnik: delež dobička v prodaji podjetja, pri čemer je dobiček definiran kot izid iz rednega delovanja pred amortizacijo. Predpostavka, da pri podjetjih z nižjim koeficientom donosnosti bolj pogosto nastopi neplačilo, je bila potrjena tudi na danih podatkih (priloga, str. 4, slika 3).

POKRITJE DOLGA

Model vključuje dva kazalnika pokritja dolga. Prvi meri pokritje finančnih odhodkov za obresti in drugih podobnih odhodkov z dobičkom, z izidom iz rednega delovanja. Pri podjetjih, ki namenjajo večji delež dobička za pokritje stroškov dolga, bolj pogosto nastopi neplačilo (priloga, str. 4, slika 4).

Drugi kazalnik pokritja dolga odraža kolikšen delež kratkoročnih in dolgoročnih obveznosti je lahko odplačan s čistim izidom iz tekočega leta. Stopnja neplačila je višja za podjetja, ki lahko z dobičkom odplačajo manjši delež dolga.

Pomemben element izbranih kazalnikov donosnosti in pokritja dolga je v tem, da zaobjemajo mnogo *različnih vidikov donosnosti* in njihov vpliv na verjetnost neplačila. Koeficienti

vključujejo naslednje kategorije: dobiček pred davku in po njem, sposobnost poplačila obresti in glavnice, vpliv izrednih prihodkov in odhodkov in možnosti prikrojevanja dobička s pomočjo amortizacije.

UPRAVLJANJE S SREDSTVI

V model je vključen mnogokratnik obveznosti iz poslovanja⁶, ki meri, kolikšen delež prodaje je potrebno, da podjetje poplača obveznosti do dobaviteljev in menične obveznosti. Če je vrednost kazalnika za dano obdobje večja, pomeni, da mora večji delež prihodkov nameniti za poplačilo dolgov. Podjetje nosi posledično večje tveganje neplačila. (priloga, str. 5, slika 5)

TRENDI POSLOVANJA

Model vključuje indeks rasti prodaje, ki je indikator rasti podjetja. Odnos med stopnjo rasti in stopnjo neplačila ni enosmeren. Medtem ko je za podjetja načeloma bolje, da rastejo, management hitro rastočih podjetij dostikrat ni dorasel zahtevam večjega obsega poslovanja. Poleg tega je rast redko financirana zgolj iz dobička. Večja stopnja obveznosti do zunanjih virov pa pomeni večje tveganje. Nizke ali negativne vrednosti rasti po drugi strani kažejo večinoma na izgubo trga in/ali znižanje cen za proizvode oz. storitve podjetja. Slika 6 v prilogi potrjuje hipotezo, da je krivulja, ki opisuje zvezo med stopnjo rasti in stopnjo neplačila, nemonotona, v obliki črke U (priloga, str. 5, slika 6).

DRUGI KAZALNIKI

Model vključuje kazalnik strukture gibljivih sredstev, ki meri delež dobroimetja pri bankah, čekih in gotovini. Kazalnik, ki meri likvidnost podjetja, je tudi indikator kakovosti gibljivih sredstev, tj. kolikšen delež sredstev se lahko v najkrajšem času in po tržni vrednosti pretvori v denar. Kot kaže slika 7 v prilogi (str. 7), podjetja z gibljivimi sredstvi boljše kvalitete bolj pogosto plačujejo redno svoje obveznosti.

5.3.2. UTEŽI

Tabela 4: Uteži koeficientov modela RiskCalc za Avstrijo (v %)

KATEGORIJA KAZALNIKA	UTEŽ
Vzvod	29
Donosnost	17
Pokritje Dolga	24
Upravljanje s sredstvi	16
Trendi poslovanja	8
Drugi	6

Vir: Moody'sKMV, 2002a, str. 23.

⁶ creditors ratio

5.4. VREDNOTENJE MODELA

Kot referenčno mero moči modela pri agenciji Moody's izračunavajo koeficient natančnosti (AR), ki povzema ROC krivuljo. Krivulja je zgrajena po naslednjem postopku. Na obeh oseh grafa so razporejena podjetja po padajoči verjetnosti, od najbolj do najmanj tveganega. Krivuljo narišemo tako, da za dani odstotek dobrih podjetij, x %, naneseemo odstotek $y(x)$ neplačniških podjetij, katerih tveganje je enako ali večje kot za delež x . Z vidika danega portfelja ROC krivulja modela prikazuje delež slabih in dobrih podjetij, ki bi jih izločili iz portfelja, če bi izključili vsa podjetja, katerih tveganje je večje od določene vrednosti. Točka na krivulji (30, 80) ima naslednji pomen: če iz portfelja izločimo vsa podjetja, katerih izračunano tveganje je večje od določene vrednosti, bomo izločili 30 odstotkov "dobrih" in 80 odstotkov "slabih" podjetij. Če primerjamo moč dveh modelov na isti bazi podatkov, bo pri danem deležu izključenih »dobrih« podjetij močnejši model izključil višji delež neplačniških podjetij. Popoln model bi vsem neplačniškim podjetjem pripisal višje tveganje kot plačniškim. Model brez moči razlikovanja bi ob izločenem deležu plačniških izključil enak delež neplačniških podjetij. Grafično bi to lahko ponazorili s premico pod kotom 45 stopinj.

Koeficient natančnosti povzema ROC krivuljo modela za določeno populacijo in primerja vrednosti za popoln in naključen model. Izraža površino med krivuljo obravnavanega in naključnega modela v primerjavi s površino med popolnim in naključnim modelom. Vrednost kvocienta se tako giblje med 0 za naključen model in 100 kot vrednostjo za popoln model. Močnejši model bo imel seveda višjo vrednost kvocienta.

Koeficient natančnosti za avstrijski model na testni populaciji

$$\boxed{AR = 54,7 \%}$$

Tabela 5: Koeficient natančnosti za RiskCalc Avstrija (v %) po gospodarskih panogah in po velikosti sredstev podjetij (v mio €)

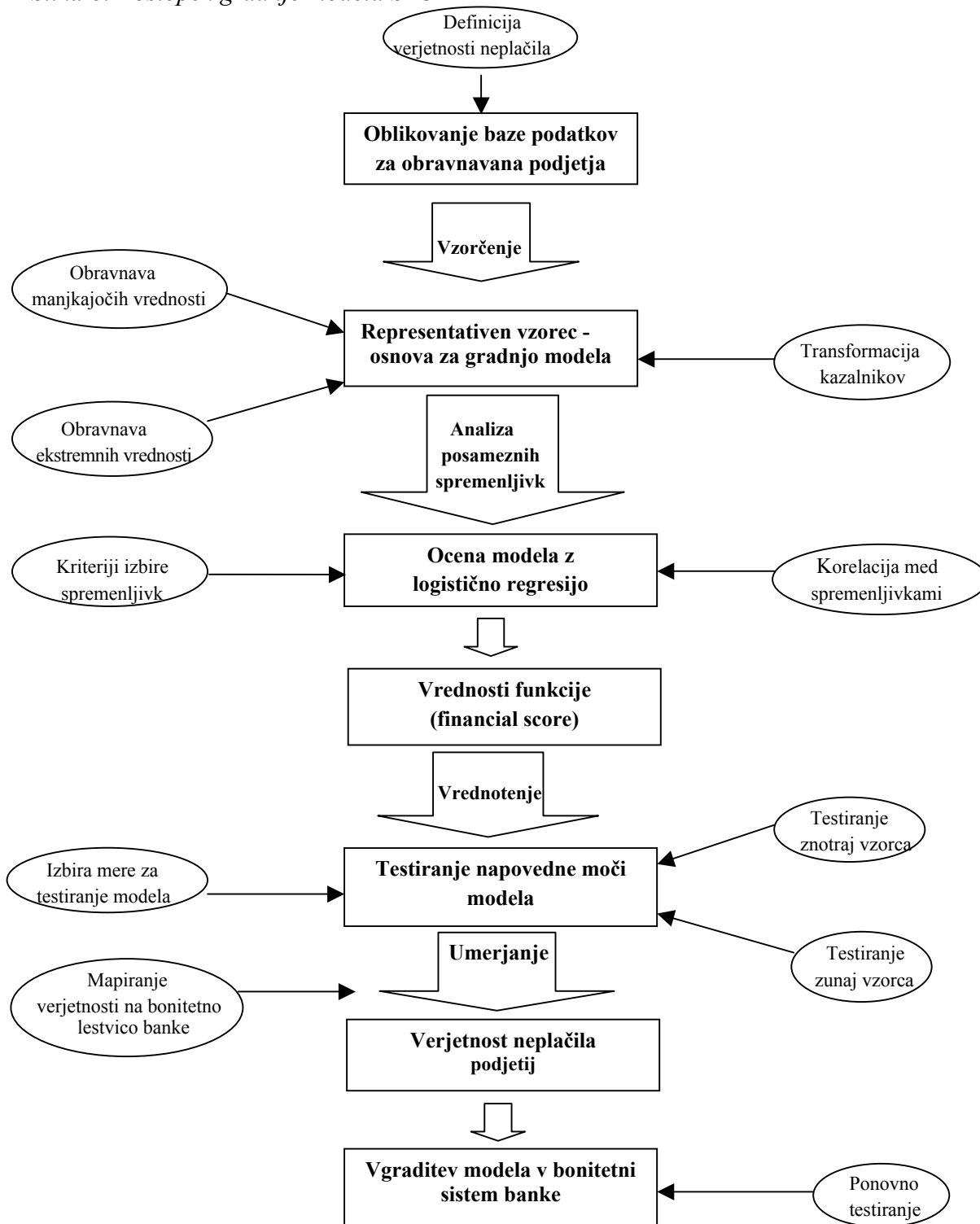
DEJAVNOST	AR
Gradbeništvo	58,6
Predelovalna	59.1
Storitve	54.0
Trgovina	57.1
VELIKOST SREDSTEV	
<5 mio	51.1
5-25 mio	59.3
>25 mio	64.6

Vir: Moody'sKMV, 2002a, str. 29.

6. MODEL ZA MERJENJE VERJETNOSTI NEPLAČILA: MODEL SLO

Postopek gradnje modela SLO povzema slika 6. V naslednjih poglavjih predstavljam postopek v prikazanem zaporedju, pri čemer umerjanja in ponovnega testiranja modela ne obravnavam.

Slika 6: Postopek gradnje modela SLO



Vir: Lasten prikaz, 2004.

6.1. BAZA PODATKOV

CILJNA POPULACIJA

Model SLO je poskusni model za eno izmed slovenskih bank. Namen modela je izračun verjetnosti neplačila za podjetja-komitente banke. Ob posvetovanju s kreditnimi analitiki in glede na potrebe banke so bila iz procesa izgradnje izključena naslednja podjetja:

- *Finančni posredniki* oz. podjetja z oznako gospodarske dejavnosti J. Zaradi posebnih značilnosti nekaterih bilančnih postavk, lastnih računovodskih standardov in posebnih predpisov, bi bilo za finančne institucije potrebno zgraditi poseben model
- *Javna podjetja* oz. podjetja z oznako gospodarske dejavnosti L
- Podjetja s področij *izobraževanje, socialna in zdravstvena oskrba* oz. podjetja z oznako gospodarske dejavnosti M,N,O
- podjetja z *bilančno vsoto nad 2 milijona evrov*. Model naj ne bi bil uporabljen za ta segment portfelja.

OPIS BAZE PODATKOV

Model SLO vključuje podatke za podjetja, ki se ukvarjajo z gospodarsko dejavnostjo in so bila v obdobju 1998-2002 komitenti banke. Izločena so bila zgoraj opisana podjetja. Baza podatkov vsebuje bilančne podatke, ki jih je banka kupila od Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (AJPES). Podatki o stanju neplačila za obravnavana podjetja se nanašajo na 90 dnevne zamude s plačilom obveznosti do banke. Informacije o neplačilu izhajajo iz notranjih baz podatkov o plačilu komitentov. Iz bilančnih podatkov je bilo izračunanih 36 kazalnikov, ki se nanašajo na likvidnost, upravljanje s sredstvi, trende poslovanja, vzvod, donosnosti, pokritost dolga. Podatkom finančnih kazalnikov iz danega leta je dodan podatek o nastopu neplačila eno leto kasneje. Če so v bazi podatkov kazalniki izračunani na osnovi bilance iz leta N, se informacija o nastopu neplačila nanaša na leto N+1.

Razlog, da v bazo podatkov niso vključeni podatki iz obdobja pred letom 1998, so spremembe računovodskih standardov ter pomanjkanje podatkov o nastopu neplačila za podjetja, kot jih je definiral baselski odbor. Veliko manjši obseg podatkov za leto 2002 ima razlog v tem, da ob začetku modeliranja podatki za vsa podjetja v portfelju banke iz tega leta še niso bili dostopni.

Tabela 6: Število razpoložljivih bilanc za izdelavo modela SLO

OBDOBJE	ŠT. PODJETIJ	ŠT. SLABIH	ŠT. BILANC
98-2002	4.163	1170	11.438

Vir: Lasten prikaz, 2004.

DEFINICIJA DOGODKA NEPLAČILA

V uporabljeni bazi podatkov je bil nastop neplačila registriran v naslednjih primerih:

- 90 dnevna zamuda s plačilom obveznosti
- začetek stečajnega postopka
- prisilna poravnava
- prestrukturiranje dolga

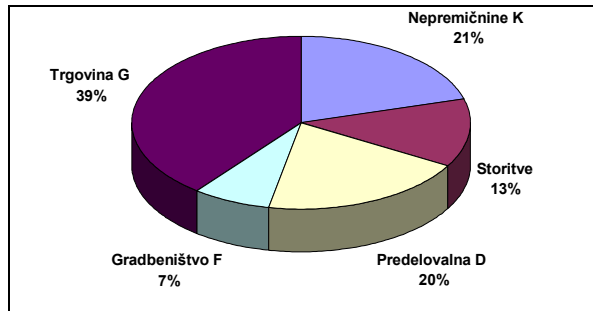
OBLIKOVANJE REPREZENTATIVNEGA VZORCA

Vzorec je bil izbran ob upoštevanju reprezentativnosti treh kategorij:

- leto
- gospodarska dejavnost
- velikost podjetja

OPIS VZORCA PO DEJAVNOSTI IN VELIKOSTI PODJETJI

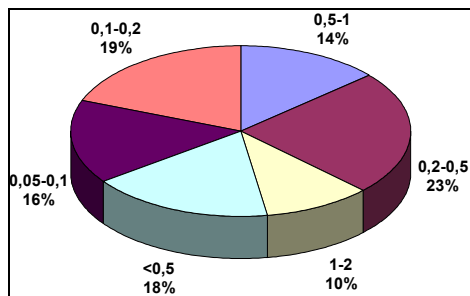
Slika 7: Razporeditev vzorca modela SLO po gospodarskih dejavnostih (v %)



Vir: Lasten prikaz, 2004.

V razvojnem vzorcu prepoznamo strukturo slovenskega gospodarstva po dejavnostih z najmočnejšima predstavnikoma trgovina (39 %) in predelovalna industrija (20 %). V primerjavi z uporabljenim vzorcem avstrijskega modela je razvidna podobna zastopanost glavnih gospodarskih dejavnosti.

Slika 8: Razporeditev vzorca modela SLO po razredih velikosti bilančne vsote (v mio €)



Vir: Lasten prikaz, 2004.

Iz grafikona lahko razberemo, da ima prevladujoč delež podjetij sredstva manjša od pol milijona evrov (nad 60 %)⁷.

OBRAVNAVA MANJKAJOČIH IN EKSTREMNIH VREDNOSTI

Pri obdelavi baze podatkov se je potrebno odločiti, kako obravnavati manjkajoče in ekstremne vrednosti. Predlagam naslednji rešitvi.

⁷po tečaju: 1€=235 SIT

MANJKAJOČE VREDNOSTI

Manjkajoče vrednosti danega kazalnika neplačniških podjetij sem zamenjal z mediano vrednosti kazalnika slabih podjetij. Manjkajoče vrednosti danega kazalnika plačniških podjetij sem zamenjal z mediano vrednosti kazalnika dobrih podjetij.

EKSTREMNE VREDNOSTI

Za finančne kazalnike, ki so definirani kot kvocienti, so značilna možna velika nihanja od povprečnih vrednosti v velikosti več sigma. Logistična regresija je občutljiva na ekstreme, zato sem vrednosti kazalnika omejil z vrednostjo 2 oz. 98 percentila.

TRANSFORMACIJA SPREMENLJIVK

Namen transformacij je v prvi vrsti razrešiti nelinearnost v odvisnosti med danimi količniki in verjetnostmi neplačila. S pomočjo preoblikovanih kazalnikov sem ocenil različne modele. Na podlagi teh preizkusov sem se odločil za transformacijo vsakega kazalnika v 20 razredov.

6.2. POSTOPEK OCENJEVANJA MODELA

Izbira modela je rezultat uporabe statističnih metod in posvetovanj s kreditnimi analitiki banke. Gradnja modela je sledila v korakih prikazanih na sliki 5 (str. 25):

- analiza posameznih spremenljivk
- izbira modela
- vrednotenje

ANALIZA POSAMEZNIH SPREMENLJIVK

Na podlagi bilančnih podatkov je bilo izračunanih 36 kazalnikov (priloga, tabela 3, str. 6), ki bi lahko bili povezani s stopnjo neplačila. Med vsemi kazalniki 3 pokrivajo likvidnost, 5 donosnost, 8 vzvod, 8 pokritje dolga, 5 trende v poslovanju in 7 upravljanje s sredstvi. Ob upoštevanju kriterijev intuitivnosti, moči razlikovanja in razpoložljivih vrednosti sem iz vsake kategorije izbral najmočnejše kazalnike.

Moč razlikovanja posameznih koeficientov sem preveril z naslednjimi testi:

- Spearmanov korelacijski koeficient
- Koeficient natančnosti
- neparametričen test median
- grafičen prikaz povezanosti stopnje neplačila s posameznimi kazalniki

Spearmanov koeficient korelacije ima vrednost 1, če obstaja med spremenljivkama odvisnost, in 0, če med njima ni take povezanosti (Anderson et al, 2003, 730).

Koeficient natančnosti, ki povzema ROC krivuljo, je mera, ki daje drugačen pogled na povezanost vrednosti finančnega količnika s pojavom neplačila. Na x-osi ROC krivulje so razporejena plačniška podjetja po padajoči vrednosti obravnavanega finančnega količnika in na y-osi neplačniška podjetja po istem principu. Krivulja v tem primeru pove, kakšen delež vseh neplačniških podjetij zajamemo v vzorcu, če izberemo podjetja z določenim razponom

vrednosti količnika. Kazalec bi imel vrednost ena, če bi kazalec popolnoma razlikoval med obema kategorijama. V tem primeru bi določena vrednost kazalnika razdelila podjetja na plačniška in neplačniška, ROC krivulja bi potekala vzporedno z absciso. Vrednost 0 bi pomenila, da različne vrednosti spremenljivke ne razločujejo med obema opazovanima kategorijama: grafično bi razbrali, da je ROC krivulja približek diagonale.

Za določitev modela sem po univariatni analizi izbral 21 kazalnikov, ki so najbolj povezani s pojavom neplačila.

IZBIRA MODELA

S pomočjo multivariantne analize sem ob uporabi logistične funkcije proučil napovedno moč različnih modelov. Pri uporabi logistične regresije v programu SPSS sem izbral dodatno funkcijo »Forward LogLikelihood Procedure«, ki omogoča izbor statistično značilnih kazalnikov s koeficienti, ki z največjim verjetjem pravilno napovedo odvisno spremenljivko, tj. stanje neplačila. Proces izbire kazalnikov poteka v več korakih.

Program najprej izbere v model "najmočnejšo" spremenljivko, ki najbolj poveča vrednost funkcije $-2LL$ in nato dodaja spremenljivke po padajočem prispevku $-2LL$, vse dokler izpolnjujejo pogoj izbranega praga značilnosti oz. mejne vrednosti Waldovega koeficienta. Prag verjetnosti sem določil pri 5 % za vključitev in pri 10 % za izključitev spremenljivke. Izbrane spremenljivke sem preveril še z Waldovim koeficientom, ki naj bi bil večji od štiri. Spremenljivke pri tem izberemo le, če je predznak ekonomsko smiseln. Če sta izbrana kazalnika s podobno definicijo, ohranimo v modelu tistega, ki je posamezno oz. v kombinacijami z drugimi bolj diskriminanten.

Izbiro kazalnikov iz prvega kroga preverimo z oceno modela v katerega vključimo zgolj tiste spremenljivke, ki jih je SPSS izbral v prvem poskusu. Spremenljivke ožjega izbora testiramo zatem v različnih kombinacijah. Tako dobimo prvi niz spremenljivk, ki so značilne posamezno, v različnih kombinacijah in tudi v skupnem modelu. Neznačilne spremenljivke prvega ožjega izbora izločimo iz nadaljnje analize. V drugem krogu ponovno ocenimo model, pri čemer je iz niza spremenljivk dodatno izključena najmočnejša spremenljivka iz prvega kroga. Vse značilne spremenljivke iz drugega kroga uporabimo za oceno modela skupaj s vsemi spremenljivkami iz prvega kroga. Tako dobimo nov niz značilnih spremenljivk. Postopek ponavljamo toliko časa, dokler ne izčrpamo razpoložljivih spremenljivk. Rezultat analize je vrsta modelov z različnimi kombinacijami spremenljivk. Nato preverimo značilnost koeficientov spremenljivk različnih modelov za posamezne gospodarske dejavnosti in razrede velikosti podjetij. Spremenljivke vključene v model, naj bi bile značilne v vseh segmentih vzorca. Za vsak model zatem izračunamo vrednosti koeficienta natančnosti, ki je dodatno merilo za izbiro modela. Večja vrednost koeficienta kaže na večjo napovedno moč modela.

Pomemben kriterij, ki sem ga upošteval pri oceni modela, je princip vključitve najmanjšega možnega števila spremenljivk. Modeli z velikim številom spremenljivk so lahko značilni v razvojnem vzorcu, vendar imajo precej manjšo napovedno moč zunaj vzorca. Po drugi strani je pomembno vključiti spremenljivke iz različnih kategorij: kazalniki naj bi čim bolj zaobjeli različne vidike kreditnega tveganja.

6.3. OPIS MODELA

6.3.1. KAZALNIKI V MODELU

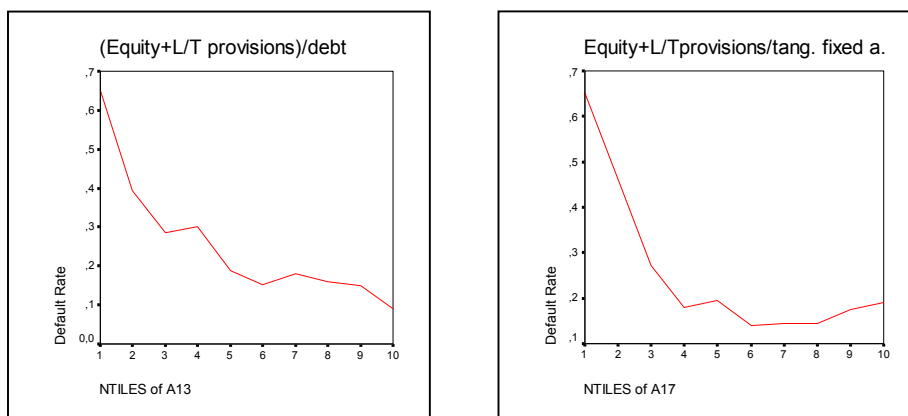
Spremenljivke v modelu pokrivajo naslednje kategorije: vzvod, pokritje dolga, upravljanje s sredstvi, trendi v poslovanju in donosnost. V nadaljevanju predstavljam povezavo izbranih kazalnikov s stopnjo neplačila (Brigham et al., 2001, str. 215-245).

VZVOD

Model vključuje dva kazalnika strukture kapitala in sredstev podjetja. Prvi odraža pokritost dolgoročnih in kratkoročnih obveznostih s kapitalom in dolgoročnimi rezervacijami. Podatki potrjujejo hipotezo, da večji delež kapitala in dolgoročnih rezervacij pomeni v povprečju manjšo stopnjo neplačila za podjetje. Drugi kazalnik izraža pokritost osnovnih sredstev s kapitalom. Podjetja, ki lahko osnovna sredstva v manjši meri financirajo s kapitala, so v povprečju bolj izpostavljena tveganju neplačila. Izbrana kazalnika sta intuitivna in imata relativno individualno veliko moč razlikovanja:

	(KAPITAL + REZ.)/DOLG	(KAPITAL+REZ.)/OSN.SR.
Spearmanov korelacijski koeficient:	-0,295	-0,251
Koeficient natančnosti:	38,8	36,8

Slika 9: Povezava stopnje neplačila s kapitalno strukturo



Vir: Lasten prikaz, 2004.

x-os: podjetja razvrščena po naraščajočih vrednostih kazalnika razporejena v decile
y-os: delež neplačniških podjetij v posameznem razredu

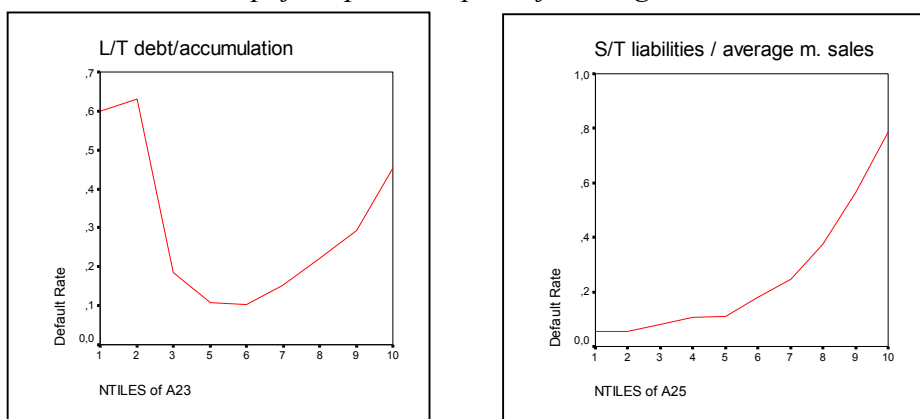
POKRITJE DOLGA

Pokritje kratkoročnih obveznostih s povprečno mesečno prodajo je individualno najmočnejši kazalnik, vključen v model. Kot je razvidno iz slike 8, ko narašča kratkoročni dolg v primerjavi s povprečno mesečno prodajo, narašča tudi tveganje nastopa neplačila.

	KRATKOROČNE OBV./PRODAJA	DOLGOROČNE OBV./DENARNI TOK
Spearmanov korelacijski koeficient:	0,450	N/A
Koeficient natančnosti:	64,1	N/A

Drugi kazalnik pokritja dolga se nanaša na sposobnost poplačila dolgoročnih obveznosti. Kazalnik primerja višino dolga z denarnim tokom. V nasprotju z drugimi kazalniki, obravnavani kvocient nima enosmerne zveze s stopnjo neplačila, zato podatek o koeficientu natančnosti in Spearmanovem koeficientu ne ustreza namenom zelene analize. Podjetja, ki imajo negativno stopnjo akumulacije, imajo višje tveganje neplačila, prav tako podjetja, ki imajo nizko stopnjo akumulacije in/ali so relativno bolj zadolžena.

Slika 10: Povezava stopnje neplačila s pokritjem dolga



Vir: Lasten prikaz, 2004.

x-os: podjetja razvrščena po naraščajočih vrednostih kazalnika razporejena v decile
y-os: delež neplačniških podjetij v posameznem razredu

DONOSNOST IN TRENDI V POSLOVANJU

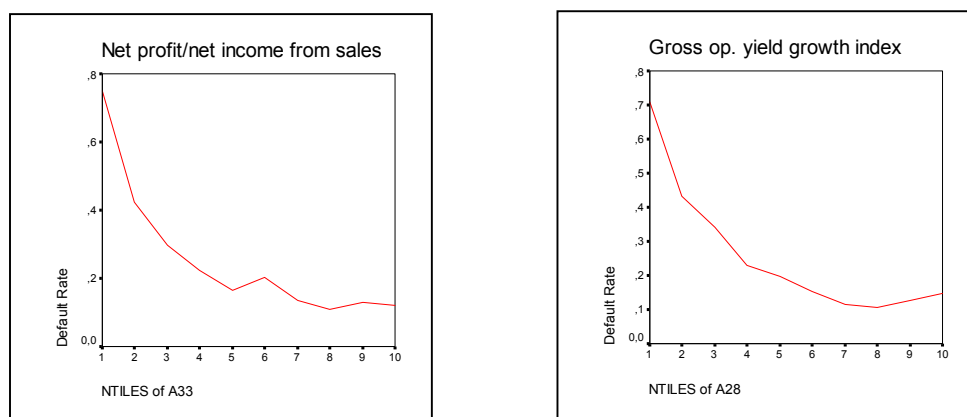
Podjetja, ki ustvarjajo večji dobiček, bodo z večjo verjetnostjo sposobna odplačevati svoje obveznosti. Izbrani kazalnik, delež čistega dobička v neto prodaji, potrjuje postavljeno hipotezo.

Spearmanov korelacijski koeficient: -0,324
Koeficient natančnosti: 64,1

Indeks izida iz rednega delovanja kaže na rast podjetja. Za podjetja, katerih dobiček se je v primerjavi s predhodnim letom v največji meri zmanjšal, je značilna višja stopnja neplačila, kar je tudi razvidno iz slike 11. Podjetja s stabilnim oz. naraščajočim dobičkom imajo v povprečju manj težav s plačilno sposobnostjo. Trend je obrnjen za zgornjo tretjino podjetij z največjo rastjo dobička. Povprečna stopnja neplačila za ta podjetja naraste za nekaj odstotkov, kar si lahko razložimo s tem, da večji dobiček ni lahko povezan zgolj z mogočo večjo notranjo učinkovitostjo, porastom cen ali povečanim poslovanja iz lastnih virov, temveč da je v določeni meri rast financirana s povečanjem zadolženosti.

Spearmanov korelacijski koeficient: 0,299
Koeficient natančnosti: 46,4

Slika 11: Povezava stopnje neplačila z donosnostjo in indeksom rasti dobička



Vir: Lasten prikaz, 2004.

x-os: podjetja razvrščena po naraščajočih vrednostih kazalnika razporejena v decile
y-os: delež neplačniških podjetij v posameznem razredu

UPRAVLJANJE S SREDSTVI

Obrat sredstev primerja vrednost prodaje z vrednostjo sredstev. Višji obrat sredstev kaže v splošnem na bolj učinkovito upravljanje s sredstvi in posledično nižjo povprečno stopnjo neplačila.

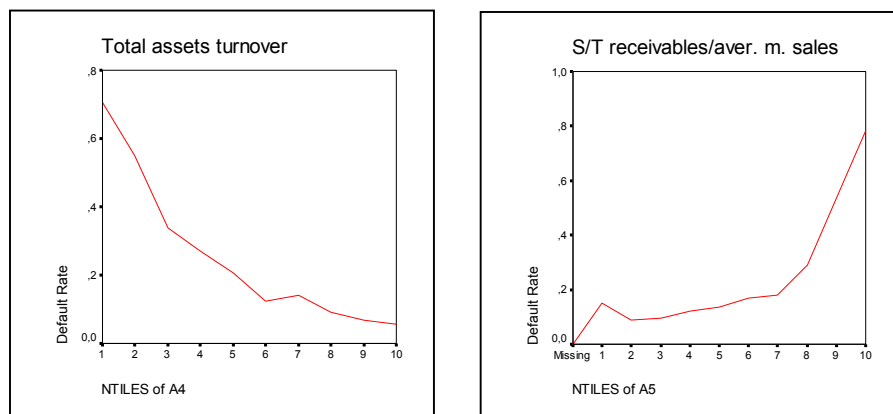
	PRODAJA/SREDSTVA	TERJATVE/PRODAJA
Spearmanov korelacijski koeficient:	-0,376	0,362
Koeficient natančnosti:	58,2	52,2

Upravljanje s terjatvami podjetja je drugi pomembni količnik obravnavane kategorije. Delež kratkoročnih terjatev do kupcev v mesečni prodaji pove povprečen čas plačila kupcev. Čim višji je delež terjatev, tem manj sredstev ima podjetje na razpolago za plačilo svojih obveznosti in investicij. Zamujanje kupcev s plačilom je lahko tudi znak, da je kupec v finančnih težavah in da bi bilo potrebno del ali celotno terjatev odpisati. Predpostavka je potrjena z razpoložljivimi podatki. Iz slike 10 je razvidno, da se povprečna stopnja neplačila strmo poveča za drugo polovico podjetij, pri čemer so razvrščena po naraščajoči vrednosti kazalnika.

Slika12 (str. 33):

x-os: podjetja razvrščena po naraščajočih vrednostih kazalnika razporejena v decile
y-os: delež neplačniških podjetij v posameznem razredu

Slika 12: Povezava stopnje neplačila z učinkovitostjo upravljanja s sredstvi



Vir: Lasten prikaz, 2004.

DEFINICIJE KAZALNIKOV

Tabela 7: Opredelitve kazalnikov uporabljenih v modelu SLO

Obrat sredstev	X₁
ČISTI PRIHODKI OD PRODAJE *2 / (SREDSTVA _(t) – SREDSTVA _(t-1))	
Kratkoročne terjatve do kupcev / povprečna mesečna prodaja	X₂
((KRATKOROČNE POSLOVNE TERJATVE - KRATKOROČNO NEVPLAČANI VPOKLICANI KAPITAL) _t - (KRATKOROČNE POSLOVNE TERJATVE - KRATKOROČNO NEVPLAČANI VPOKLICANI KAPITAL) _{t-1}) / 2 / (ČISTI PRIHODKI OD PRODAJE / ŠTEVILO MESECEV POSLOVANJA)	
Kapital + dolgoročne rezervacije / dolg	X₃
(KAPITAL + REZERVACIJE - LASTNI DELEŽI) / SREDSTVA	
Kapital + dolgoročne rezervacije / osnovna sredstva	X₄
(KAPITAL + REZERVACIJE - LASTNI DELEŽI) / OPREDMETENA OSNOVNA SREDSTVA	
Dolgoročne obveznosti / denarni tok	X₅
(DOLGOROČNE FINANČNE IN POSLOVNE OBVEZNOSTI _(t) + DOLGOROČNE FINANČNE IN POSLOVNE OBVEZNOSTI _(t-1)) / (2 * ČISTI DOBIČEK OBRAČUNSKEGA OBDOBJA - FINANČNE IN POSLOVNE OBVEZNOSTI + AMORT. NEOPR. DOLGOROČNIH SREDSTEV IN OPREDMETENIH OSNOVNIH SREDSTEV)	
Kratkoročne obveznosti / povprečna mesečna prodaja	X₆
(KRATKOROČNE FINANČNE IN POSLOVNE OBVEZNOSTI _(t) + KRATKOROČNE FINANČNE IN POSLOVNE OBVEZNOSTI _(t-1)) / (2 * ČISTI PRIHODKI OD PRODAJE / ŠTEVILO MESECEV POSLOVANJA)	
Indeks izida iz rednega delovanja	X₇
100 * KOSMATI DONOS OD POSLOVANJA _(t) / KOSMATI DONOS OD POSLOVANJA _(t-1)	
Čisti dobiček v neto prodaji	X₈
(ČISTI DOBIČEK OBRAČUNSKEGA OBDOBJA - FINANČNE IN POSLOVNE OBVEZNOSTI) / ČISTI PRIHODKI OD PRODAJE	

Vir: Lasten prikaz, 2004.

6.3.2. ENAČBA MODELA

Enačba (5):

$$\ln\left(\frac{P}{P-1}\right) = -0.90x_1 + 0.53x_2 + -0.51x_3 - 0.25x_4 + 0.37x_5 + 0.62x_6 - 0.57x_7 - 0.76x_8$$

Enačba (6):

$$P(y|x) = \frac{e^{(-0.90x_1+0.53x_2+-0.51x_3-0.25x_4+0.37x_5+0.62x_6-0.57x_7-0.76x_8)}}{1 + e^{(-0.90x_1+0.53x_2+-0.51x_3-0.25x_4+0.37x_5+0.62x_6-0.57x_7-0.76x_8)}}$$

Definicije spremenljivk, ki se pojavljajo v enačbah 5 in 6 so podane v Tabeli 7 na strani 33.

6.3.3. NAPOVEDNA MOČ MODELA V RAZVOJNEM VZORCU

Tabela 8: Glavni testi napovedne moči modela

TEST	REZULTAT
AR (v %)	70
INTERVAL ZAUPANJA (95 %) (v%)	{67,73}
Odstotek pravih napovedi	
- vseh	77,7
- slabih podjetij	76,8
- dobrih podjetij	78,0
COX & SNELL R SQUARE	0,45
NAGELKERKE R SQUARE	0,60
HOSMER & LEMESHOW TEST	0,24
- 2 LOGLIKELIHOOD	2795,0

Vir: Lasten prikaz, 2004.

MERE USTREZNOSTI IN RAZLIKOVANJA MODELA

COX & SNELL R SQUARE = 0,45

NAGELKERKE R SQUARE = 0,60

Nagelkerke R kvadrat pove, da je 60 odstotkov vrednosti odvisne spremenljivke, stanje (ne)plačila, pojasnjeno s spreminjanjem vrednosti finančnih kazalnikov.

HOSMER IN LEMESHOW TEST = 0.24

Če razdelimo podjetja glede na izračunane verjetnosti na decile in s Chi-testom analiziramo ujemanje napovedanih in dejanskih nastopov neplačila, ne moremo zavrniti ničelne hipoteze, da ni razlik med opazovanimi in napovedanimi vrednostmi neplačila.

NAPOVEDNA MOČ MODELA SLO PO GOSPODARSKIH DEJAVNOSTIH IN ZA PODJETJA RAZLIČNE VELIKOSTI

Tabela 10: Koefficient natančnosti za model SLO (v %) po gospodarskih panogah in po velikosti sredstev podjetij (v mio €)

DEJAVNOST	AR
Gradbeništvo F	67.8
Predelovalna D	72,2
Nepremičnine K	64.4
Trgovina G	69.6
VELIKOST SREDSTEV	
<0.2m	72.0
0.2-2m	67.8

Vir: Lasten prikaz, 2004.

UVRSTITVENA TABELA

Tabela 9: Uvrstitvena tabela za model SLO

		NAPOVEDANO		DELEŽ PRAVILNIH NAPOVEDI
		0	1	v %
OPAZOVANO	0	2043	575	78,0
	1	209	691	76,8
SKUPAJ				77,7

Vir: Lasten prikaz, 2004.

Kadar se modeli uporabijo za ocenjevanje bonitet, na podlagi katerih se sprejemajo odločitve o dajanju kreditov, je ključna analiza pravilnih in napačnih napovedi modela. Število in delež pravilnih in nepravilnih napovedi slabih oz. dobrih podjetij v danem vzorcu lahko povzamemo v uvrstitveni tabeli. Podjetja so razvrščena v posamezno skupino na osnovi izračunane verjetnosti. Na podlagi analize histograma ocenjenih verjetnosti sem določil mejno vrednost pri 25 odstotkih. Iz tabele razberemo, da je model pravilno napovedal nastop (ne)plačila za 2734 podjetij, kar pomeni za 78 odstotkov vseh primerov. Pri tem je model pravilno napovedal "dobra" podjetja v 78 odstotkih in nastop neplačila v skoraj 77 odstotkih primerov.

Model lahko poda dve vrsti napačnih ocen. Model lahko predvidi nizko tveganje, čeprav je tveganje visoko. To je *statistična napaka tipa I*. V tem primeru pripiše visoko boniteto podjetju, za katero bo nastopilo stanje neplačila. Strošek investitorja je potencialna izguba obresti in glavnice oz. izguba tržne vrednosti dolžniškega papirja in stroški razreševanja slabih naložb. V obravnavanem primeru je 209 podjetij, za katera je model napovedal nizko tveganje, vendar so dejansko zaostajala s plačili in bi predstavljajo delež slabih kreditov v portfelju, ki bi ga sestavili zgolj na osnovi napovedi modela. Model lahko pripiše podjetju nizko boniteto, tj. visoko tveganje, medtem nosi podjetje dejansko nizko tveganje. Ta primer imenujemo *statistična napaka tipa II*. Oportunitetni strošek predstavlja izguba obresti in plačil transakcijskih stroškov zaradi zavrnitve kreditne vloge oz. nekonkurenčno postavljenih

cen kredita (Stein, 2003, str. 8). V primeru trgovanja s krediti in z obligacijskimi papirji ta napaka vzpodbudi prodajo papirja, ki bi ga bilo donosno držati v portfelju do dospelosti, pod ceno. Pri dani mejni vrednosti je 575 podjetij, za katere je model napovedal nastop neplačila, dejansko pa so v obravnavanem obdobju ostala plačilno sposobna.

Da bi lahko za model optimalno določili mejno vrednost verjetnosti, na osnovi katere bi lahko podjetja uvrščali v eno ali v drugo skupino, bi bilo potrebno izdelati bolj natančno analizo stroškov in izgubljenih priložnosti pri uporabi modela. Cilj analize je zmanjšati verjetnost obeh napak, pri čemer je potrebno upoštevati, da zmanjšanje napake vrste I, pomeni ponavadi povečanje napake tipa II in obratno (Soberhart et al., 2001, str. 27).

6.4. VREDNOTENJE MODELA

Rezultati modela so odvisni tudi od populacije na kateri uporabljamo model. Zato je potrebno preveriti napovedno moč modela zunaj vzorca na katerem smo ocenili model. Da bi lahko določili dejansko natančnost napovedi modela, bi ga bilo potrebno testirati na vzorcu, ki bil čim manj povezan z razvojnim vzorcem.

Testni vzorci lahko upoštevajo vpliv časovne dimenzije na rezultate, kakor tudi povezanost podatkov za ista podjetja oz. vrste podjetji. Najmanj restriktiven pristop je testiranje *zunaj vzorca*, ki predpostavlja, da so značilnosti podatkov v času konstantne. Iz danega osnovnega vzorca so naključno izbrani podatki za testiranje modela. Ker je izbira naključna, testni vzorec ohranja dano distribucijo podjetij. Drug pristop upošteva tudi vpliv časovne dimenzije na podatke. Da bi lahko model testirali *zunaj vzorca in časa*, podatke razdelimo na dva dela. Model tako določimo na podatkih, ki obsegajo prvo časovno obdobje, npr. 1980-89, in ga testiramo na podatkih iz naslednjega obdobja, npr. 1990-99. Naključna izbira iz testnega vzorca prav tako ohranja osnovno distribucijo podjetij iz populacije. Testiranju zunaj vzorca lahko dodamo tudi omejitev, da oba vzorca ne smeta vključevati istih podjetij. Pogoji lahko še zaostriamo, če upoštevamo zahtevo, da podjetja v obeh vzorcih pripadajo različnim gospodarskim dejavnostim. Model lahko na primer zgradimo na podatkih za podjetja iz predelovalne dejavnosti in testiramo na vzorcu podjetij iz dejavnosti trgovina. Testiranje modela bi v tem primeru potekalo *zunaj vzorca in populacije*, pri čemer je upoštevana predpostavka, da se pomembne značilnosti populacije v času ne spreminjajo. Najzahtevnejši in najbolj "zelen" postopek izbiranja vzorca za testiranje modela upošteva obe dimenziji, pri čemer se oba vzorca popolnoma razlikujeta v časovnem obdobju in populaciji.

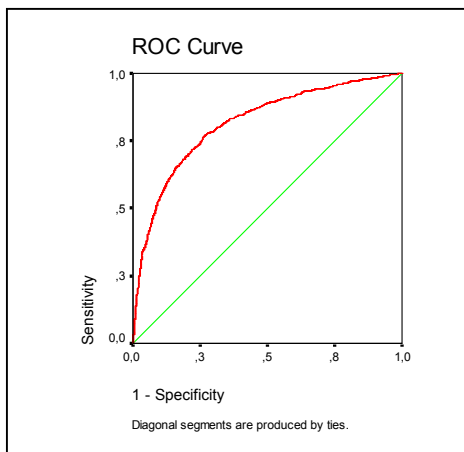
Da zadostimo opisani metodi izbire vzorca zunaj časa in populacije, bi bilo potrebno dano populacijo razdeliti na več delov. V primeru manjše populacije neplačniških podjetij, bi se bilo potrebno ponovno spoprijeti s težavo pomanjkanja podatkov o neplačilih. Če v vzorec za izgradnjo modela ne vključimo dovolj primerov slabih podjetij, je lahko ocena modela manj zanesljiva. Model bo verjetneje vključeval preveliko število spremenljivk, ki so značilne predvsem za dani vzorec. Če po drugi strani v testni vzorec vključimo manjše število slabih podjetij, zaradi manjše statistične značilnosti ocen, ne moremo preveriti resnične moči modela.

Elegantno rešitev problema relativno majhnega števila neplačil predstavlja postopek “*walking forward*”, ki omogoča upoštevanje dveh zelenih pogojev, testiranje zunaj vzorca in časa, ne da bi bilo za to potrebno razdeliti dano populacijo na več delov. Postopek lahko povzamemo takole: najprej določimo model na osnovi vseh podatkov, ki so nam na voljo do določenega leta, npr. 1989, ter ga testiramo na naslednjem letu. V drugem koraku določimo model na osnovi podatkov do leta 1990 ter ga testiramo na podatkih iz leta 1991. Postopek določevanja in testiranja modela nadaljujemo do leta, za katero razpolagamo s podatki. Model smo testirali “zunaj časa” na podjetjih, ki so bila vključena tudi v razvojnem vzorcu in “zunaj vzorca” na podjetjih dodanih v testnem letu. Rezultat testiranja je množica napovedi modelov. S pomočjo tehnike večkratnega vzorčenja potem izračunamo iskane parametre, npr. koeficient natančnosti. Postopek je takle. Iz dane množice testnih rezultatov naključno izberemo podvzorec. Za podvzorec izračunamo dan parameter. V naslednjem koraku izberemo nov podvzorec in postopek ponovimo, dokler ne dobimo distribucije iskanega parametra. Aritmetična sredina in varianca distribucije določata vrednost parametra (Sobehart, str. 30-33).

Za testiranje modela SLO je bil izbran drugačen pristop. Model je bil testiran na celotni razpoložljivi populaciji za obdobje 1998 do 2002. Glede na to, da je bil razvojni vzorec izbran iz dane populacije naključno, predstavlja uporabljen postopek obliko testiranja *zunaj vzorca*.

TESTIRANJE MODELA SLO ZUNAJ VZORCA

Slika 13: ROC krivulja za testiranje modela izven vzorca



AR=63,8 %

Vir: Lasten prikaz, 2004.

x-os: podjetja ravrščena po padajočih verjetnostih. Vrednosti predstavljajo delež zajetih portfelja (0,1)

y-os: delež slabih podjetij, ki jih izločimo, če izločimo dani delež portfelja

NAPOVEDNA MOČ MODELA SLO PO GOSPODARSKIH DEJAVNOSTIH IN ZA PODJETJA RAZLIČNE VELIKOSTI

Tabela 11: Koefficient natančnosti za model SLO (v %) po gospodarskih panogah in po velikosti sredstev podjetij (v mio €)

DEJAVNOST	AR
Gradbeništvo F	63.6
Predelovalna D	68.4
Nepremičnine K	59,0
Trgovina G	64.2
VELIKOST SREDSTEV	
<0.2m	63
0.2-2m	64.2

Vir: Lasten prikaz, 2004.

Testiranje modela naj bi pokazalo dejansko moč razlikovanja modela, tj. sposobnost razlikovanja, ki ni odvisna od specifičnosti vzorca, na osnovi katerega je bil model razvit. Kot glavno merilo primerjave sem uporabil koefficient natančnosti in dobljene vrednosti primerjal z vrednostmi koefficienta za modele agencije Moody's za različne države. Pri agenciji Moody's lestvico za koefficiente definirajo tudi v absolutnem smislu. Na podlagi raziskav so ugotovili, da običajne bonitetne ocene bank dosejajo vrednosti koefficienta 50-55, medtem ko lahko z uporabo kvantitativnih modelov dosežemo vrednosti med 65 in 75. Vrednosti koefficienta nad 75 so po njihovem mnenju dejansko nedosegljive (Moody'sKMV, 2002b). Tudi napovedna moč modela SLO se giblje v opisanem razponu. Znotraj vzorca dosega koefficient natančnosti vrednost 70, medtem ko je pri uporabi modela na celotni populaciji vrednost koefficienta 65. Moč razlikovanja modela lahko tako primerjamo z Moody'jevimi modeli za naslednje države: Italija (AR=67,7 %), Avstrija, (AR=54,7 %), Koreja (AR=54,7 %), Nemčija (AR=59.7 %).

Testi aplikacije modela po posameznih dejavnostih pokažejo, da je model zanesljiv na različnih segmentih populacije. Koefficient natančnosti se za obravnavane dejavnosti giblje v razponu 59 do 69 odstotkov. Model je torej uporaben za vse vključene dejavnosti. Podobno kot avstrijski model dosega model SLO najboljše rezultate za podjetja iz predelovalne dejavnosti, skupina D (AR=68.4 %). Model SLO je najmanj zanesljiv za dejavnost K, nepremičnine, najem, poslovne storitve (AR=59). Zaradi nekaterih posebnosti določenih podkategorij te dejavnosti, nanašajočih se na obravnavanje prihodkov in zalog, ter heterogenosti skupine bi bilo potrebno proučiti, ali je model smiselno uporabljati za vse segmente te dejavnosti. Razen tega je analiza po dejavnostih omejena tudi z natančnostjo uvrstitev podjetij v določeno dejavnost. Večina podjetij je namreč registrirana in se ukvarja z več različnimi poslovnimi dejavnostmi. Poleg tega prihaja v razvrstitvah do napak in neažurnosti.

Model je bil testiran tudi na populaciji, razdeljeni glede na velikost sredstev podjetij. Podjetja sem razdelil na dva dela, z mejno vrednostjo sredstev 0.2 milijona evrov. Vrednost ni določena arbitrarno, temveč je povezana s potrebami banke. Medtem, ko avstrijski model bolj zanesljivo napoveduje nastop neplačila za skupine večjih podjetij (glej str. 28), analiza rezultatov modela SLO pokaže, da je moč napovedi skoraj identična za obe velikostni skupini.

6.5. OMEJITVE MODELA

Model SLO, kot je predstavljen, ne zadosti popolnoma vsem zahtevam uporabe v bančni praksi. Model temelji na priznani statistični metodi, uporablja baselsko definicijo nastopa neplačila in ima relativno visoko moč napovedi. Pomanjkljivost modela SLO je, da izračunane verjetnosti niso umerjene na dejanske verjetnosti portfelja banke. Podobno kot v primeru RiskCalc Avstrija bi bilo potrebno vse outpute modela prilagoditi tako, da bi bilo povprečje izračunanih verjetnosti enako povprečni verjetnosti nastopa neplačila obravnavane populacije. Poleg tega bi bilo potrebno preveriti, kako verjetnost neplačila niha glede na gospodarske dejavnosti in segmente velikosti podjetji. Ob večjih odstopanjih bi bilo potrebno izračunane verjetnosti teh delov populacije prilagoditi za določen faktor. Ob ponovni ocenitvi modela bi te elemente verjetnosti neplačila lahko poskusili vključiti v model z dodatnimi spremenljivkami. V naslednjem koraku bi bilo potrebno rezultate modela umeriti na že obstoječo bonitetno lestvico. Pri tem je bistveno, da gibanje verjetnosti neplačila po bonitetnih razredih ustreza eksponentni funkciji, kot je prikazano na sliki 4 (str. 21).

Druga pomanjkljivost modela SLO, lastna vsem modelom za določanje verjetnosti neplačila je, da sloni zgolj na izboru finančnih kazalnikov, kar pomeni, da daje model relativno nepopolno podobo o finančnem in konkurenčnem položaju podjetja. Prednost tega pristopa so relativno majhne podatkovne zahteve za uporabnika, pri čemer je zagotovljeno, da so podatki lahko dostopni in relativno zanesljivi. Po drugi strani model ne vključuje mnogih spremenljivk, ki so prav tako povezane s stopnjo neplačila med podjetji: npr. konkurenčnost podjetja v panogi, pogajalska moč do dobaviteljev, kupcev, prisotnost substitutov, vhodnih ovir v panogo, cikličnost dejavnosti, pričakovani razvoj panoge, tveganost držav, v katerih posluje, itn. (Basu et al., 1995, 100-105). Pri kreditni analizi, posebej za manjša podjetja, so pomembni tudi mehki, kvalitativni podatki, ki se nanašajo na lastnosti in delo managementa. Zbiranje mehkih podatkov za manjša podjetja bi po drugi strani za banko pomenilo velik strošek, obenem so te informacije v določeni meri subjektivne in nepreverljive. Model tudi ne upošteva nekaterih drugih informacij, ki jih ima na razpolago kreditni analitik in so bistvene pri bonitetni oceni podjetja: morebitno vpletenost v pomemben sodni postopek, spremembe na področju zakonodaje, ki lahko bistveno vplivajo na poslovanje podjetja, večje investicije oz. dezinvesticije podjetja, prihod na borzo (IPO), dokapitalizacija idr. Vse našete omejitve modela kažejo na to, da je rezultate modela pri določenih uporabah potrebno združiti z ekspertizo analitikov.

6.6. VGRADITEV MODELA V APLIKACIJE BANKE

Model, ki ustreza vsem zahtevanim kriterijem, se lahko vgradi v aplikacije za določanje in upravljanje kreditnega tveganja komitentov, transakcij ali portfelja. Pri vgradnji in uporabi modela je potrebno upoštevati vse posebnosti modela. Uporabljal naj bi se za analizo podjetij iz gospodarskih dejavnosti na katerih je bil model ocenjen. Tako na primer model SLO ni primeren za računanje verjetnosti neplačila za finančne posrednike, ker ne razločuje z dovolj veliko natančnostjo med dobrimi in slabimi subjekti te gospodarske dejavnosti, zato naj modela ne bi uporabljali pri analizi teh podjetij.

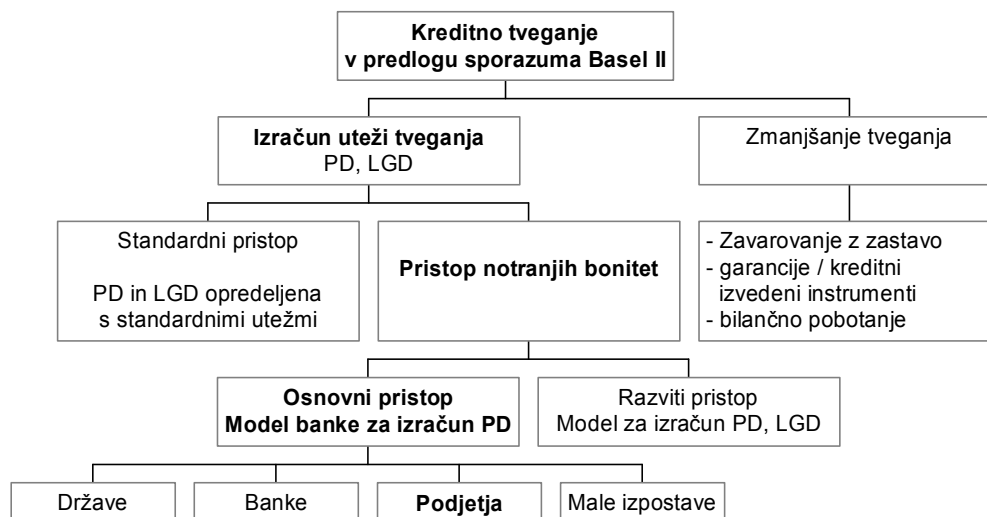
Vnosu bilančnih podatkov sledi izračun kazalnikov funkcije tako, kakor so bili prvotno opredeljeni. Na vhodnih podatkih morajo biti opravljene enake transformacije kakor na podatkih, na katerih je bil ocenjen model. Manjkajoče vrednosti so v primeru modela SLO zamenjane z medianami, vrednost kazalnika je razporejena v dvajset razredov tako, kot so bili definirani na prvotnem vzorcu. Pretvorjene vrednosti so vhodi za logistično regresijo. Izračunane verjetnosti prilagodimo na dejanske verjetnosti v postopku umerjanja. Uporabnik tako dobi iskano vrednost, verjetnost neplačila komitenta.

6.7. PRIMERI UPORABE MODELA

Model SLO omogoča, da na podlagi bilančnih podatkov banka izračuna verjetnost, da bo določeno podjetje v naslednjem letu s plačilom kreditnih obveznosti zamujalo več kot 90 dni. Verjetnost neplačila tako omogoča kvantitativno izražanje kreditnega tveganja na ravni transakcije, portfelja ali banke. Banka lahko parameter uporablja za izračun finančne bonitete podjetja in transakcij, tveganju prilagojenega donosa na kapital (RAROC) in ekonomske dodane vrednosti (EVA). Slednji sta se uveljavili kot pomembni merili uspešnosti banke. Z novimi baselskimi standardi bodo banke, ki se bodo odločile za pristop notranjih bonitet, lahko outpute modela uporabljale tudi za določanje minimalne višine kapitala. Kako se izračun verjetnosti neplačila banke umešča v našeta področja uporabe, bom ponazoril z enačbami.

6.7.1. DOLOČANJE MINIMALNIH KAPITALSKIH ZAHTEV ZA BANKE

Slika 14: Uvrstitev izračuna verjetnosti neplačila v sklop baselskih standardov



Vir: Lasten prikaz, 2004.

Izračun verjetnosti neplačila je edini parameter, ki ga bo morala banka izračunavati, če želi za določanje minimalne višine kapitala za kreditna tveganja uporabljati osnovni pristop notranjih bonitet. Banka naj bi uporabljala isti pristop za izračun kapitalne ustreznosti za vse izpostave, tj. terjatve do države, bank, podjetij in posameznikov. Predstavljeni model omogoča izračun

vrednosti verjetnosti neplačila za podjetja. Na podlagi rezultatov modela lahko banka za dana podjetja s pomočjo naslednjih enačb, ki jih navaja tretji posvetovalni dokument, izračuna minimalno višino kapitala.

Enačba (7): VIŠINA ZAHTEVANEGA KAPITALA

$$(K) = LGD \times N [(1-R)^{-0.5} \times G (PD) + (R / (1-R))^{0.5} \times G (0.999)] \times (1 - 1.5 \times b (PD))^{-1} \times (1+(M-2.5) \times b (PD))$$

Pri čemer sta b in R definirana kot :

$$PRILAGODITEV \text{ ZA ROČNOST } (B) = (0.08451 - 0.05898 \times \log (PD)) ^2$$

$$KORELACIJA (R) = 0.12 \times (1 - \text{EXP} (-50 \times PD)) / (1 - \text{EXP} (-50)) + 0.24 \times [1 - (1 - \text{EXP}(-50 \times PD)) / (1 - \text{EXP}(-50))]$$

(Basel Comitee in Bank Supervision, 2003a)

6.7.2. MERJENJE TVEGANJU PRILAGOJENEGA DONOSA KAPITALA

Merjenje verjetnosti neplačila je prvi korak k vzpostavitvi globalnega upravljanja tveganja in donosnosti banke. Oba vidika poslovanja banke združujeta kazalca »RAROC« in »EVA«, ki povezujeta pričakovano donosnost s kvantitativno določeno mero kreditnega tveganja. Uporaba tveganju prilagojenih mer donosnosti in natančnih kvantitativnih mer tveganj banki omogoča:

- vzpostavitev enotne mere tveganja z univerzalno lestvico vrednosti. Objektivna mera tveganja lajša komunikacijo o kreditnem tveganju v banki in omogoča primerjavo tveganosti najrazličnejših komitentov in transakcij
- pomoč pri postavljanju cene in strukturiranju kreditov, tako da lahko bolje pokrije tveganje transakcije in hkrati zagotovi donosnost kreditnih poslov
- izboljšanje procesa odločanja. Merjenje tveganju prilagojenega donosa predstavlja pomoč pri procesu odločanju o odobritvi kredita
- optimiranje upravljanja rezervacij. Metoda določanja tveganju prilagojenega donosa vključuje merjenje povprečnega tveganja kreditnega portfelja in s tem omogoča boljše oceno potrebnih rezervacij
- aktivno upravljanje s portfeljem banke in boljšo alokacijo kapitala različnim izpostavam glede na tveganju prilagojeno donosnost.

Banka, ki lahko računa za podjetja verjetnost neplačila, lahko za posamezne transakcije, komitente, portfelje ali celotno aktivo računa tveganju prilagojen donos na kapital (RAROC) in ekonomsko dodano vrednost (EVA). Verjetnost neplačila je vključena v vsako spremenljivko enačbe kazalnikov. Neto obrestni dohodki so pričakovani prihodki, torej vključuje verjetnost izpada prihodka iz danega naslova. Pričakovana izguba je opredeljena kot povprečna izguba v primeru nastopa neplačila in je funkcija verjetnosti neplačila, višine izgube in izpostave ob nastopu neplačila. Tvegani kapital določa standardni odklon

distribucije verjetnosti izgube danega portfelja, ki jo opredeljujejo verjetnost neplačila in dani momenti funkcije.

Enačba (8) in (9):

$$\text{RAROC (PD)} = \frac{\text{Neto obrestni prihodki (PD)} - \text{pricakovana izguba (PD)}}{\text{mejni tvegani kapital (PD)}}$$

$$\text{EVA} = \text{Neto obrestni prihodki (PD)} - \text{pričakovana izguba (PD)} - x\% \text{ tvegani kapital (PD)};$$

6.7.3. DOLOČANJE BONITETE PODJETIJ IN TRANSAKCIJ

Verjetnosti neplačila se uporabljajo za določanje vrednosti finančne bonitete podjetja in transakcij. Finančna razvrstitev podjetja, ki je element bonitete podjetja, lahko določa neposredno verjetnost neplačila. Ocenjevanje tveganosti transakcij je ponavadi povezana z izračunom povprečne izgube na kateri je osnovana bonitetna lestvica. Boniteta transakcije tako neposredno odraža delež pričakovane izgube banke v primeru neplačila ki ga lahko neposredno primerjamo z maržo transakcije.

Enačba (10):

$$\text{POVPRECNA IZGUBA (PD)} = \frac{\text{Pricakovana izguba (PD)}}{\text{Izpostava}}, \text{ pri čemer je:}$$

$$\text{Pričakovana izguba}_{(t)} \text{ (EL)} = (\text{PD})_{(t-1,t)} * (\text{EAD})_{(t-1,t)} * (1 - (\text{RR})_{(t-1,t)})$$

7. SKLEP

Tematika, ki jo obravnavam v diplomski nalogi, izvira iz prakse. Spremembe v bančništvu v devetdesetih letih so Banko za mednarodne poravnave vzpodbudile k pripravi novih standardov. Nastajajoča pravila naj bi zagotovila večjo skladnost med tveganim in zakonsko določenim kapitalom in s tem pripomogla k večji stabilnosti mednarodnega finančnega sistema. Za področje kreditnega tveganja to pomeni, da bodo banke, ki bodo uporabljale za merjenja kreditnega tveganja svojih izpostav natančnejše kvantitativne metode, v okviru pristopa notranjih bonitet v povprečju "nagrajene" z manjšimi minimalnimi kapitalskimi zahtevami. Ta pristop pa predvideva, da je banka sposobna izračunati verjetnosti nastopa neplačila v skladu z danimi pravili.

Banka, ki želi uporabljati za določanje kapitalske ustreznosti za kreditna tveganja ta relativno ugodnejši pristop, mora tako sama razviti ali kupiti model, ki bo omogočal izračun verjetnosti neplačila. Pri tem je soočena s konkretnimi vprašanji modeliranja kreditnega tveganja. V diplomski nalogi obravnavani model SLO predstavlja priznано rešitev za modeliranje iskanega parametra. Model temelji na statistični metodi, imenovani logistična regresija, ki omogoča napovedovanje verjetnosti neplačila na osnovi vrednosti izbranih finančnih kazalnikov. V skladu z zahtevami bodočih standardov upošteva baselsko definicijo nastopa neplačila in upošteva enoletni časovni horizont napovedovanja.

Projekt modela za merjenje verjetnosti neplačila, zgrajen na portfelju podjetij slovenske banke, je pokazal, da se slovenske banke, ki razpolagajo z ustreznimi bazami podatkov, lahko uspešno spoprimejo z izzivom gradnje modela verjetnosti neplačila, ki ga predvideva osnovni pristop notranjih bonitet. Primer izračuna modela se naslanja na metodologijo agencije Moody's in upošteva predlagane kriterije za izdelavo modelov. Model SLO izpolnjuje kriterij razumljivosti; vključuje spremenljivke, ki imajo nedvoumno in intuitivno povezavo z verjetnostjo nastopa neplačila. Odlikuje ga moč razlikovanja med dobrimi in slabimi podjetji, primerljiva z rezultati modelov agencije Moody's. Model je bil testiran tudi izven razvojnega vzorca, kar potrjuje njegovo veljavnost. Če bi banka model SLO umerila na svoj portfelj, bi ga lahko uporabljala na področjih upravljanja s kreditnim tveganjem podjetij na ravni podjetij, transakcij in portfeljev ter za določanje zakonskega kapitala. Model bi tako lahko postal pomemben element konkurenčnosti in prvi korak k razvoju naprednejših pristopov pri upravljanju kreditnih tveganj banke.

LITERATURA

1. Anderson et al.: Modern Business Statistics. Thomson Learning. Cincinnati, 2003. 932 str.
2. Basu N. Sam et al.: Strategic Credit Management. New York: John Wiley & Son, Inc, 1995. 235 str.
3. Bessis Joel: Risk Management in Banking. New York: John Wiley & Son, Inc, 2002. 744 str.
4. Brigham et al.: Intermediate Financial Management. London: South Western/Thompson Learning, 2002. 988 str.
5. Caouette B. John et al.: Managing Credit Risk. New York: John Wiley & Son, Inc, 1998. 442 str.
6. Falkenstein Eric: Credit Scoring for Corporate Dept. Ong K. Michael, ed., Credit Ratings. London: Risk Books, 2002. 169-188 str.
7. Hayden Evelyn: Are Credit Scoring Models Sensitive With Respect to Default Definitions? Evidence from Austrian Market. Vienna: University of Vienna, 2003. 44 str.
8. Mathews C. Barbara: Regulatory Use of Credit Ratings: Implications for Banks, Supervisors and Markets. Ong K. Michael, ed., Credit Ratings. London: Risk Books, 2002. 262-287 str.
9. Norušis Marija: SPSS Regression Models 10.0: SPSS Inc. Chicago, 1999. 132 str.
10. Ong K. Michael: Internal Credit Risk Models. London: Risk Books, 1999. 364 str.
11. Rowe M. David et al.: Regulatory Issues on Credit Ratings. Ong K. Michael, ed., Credit Ratings. London: Risk Books, 2002. 316-334.
12. Sobehart Jorge: Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A Validation Methodology. Credit Risk. Toronto: Algorithmics, 2001. 327 str.
13. Sobehart et al.: Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A Validation Methodology. London: Risk Books, 2001. 27-41.
14. Stein M. Roger: Power, profitability and prices: Why Powerful Models Increase Profits and How to Define A Lending Cutoff If You Must. New York: Moody's KMV, 2003. 24 str.

VIRI

1. Basel Comitee in Bank Supervision: Consultative Paper 3. Basel: Bank for International Settlements, 2003. 198 str.
2. Basel Comitee in Bank Supervision: Quantative Impact Study 3. Basel: Bank for International Settlements, 2003. str. 33.
3. Finacial Bulletin, Basel CP3 and QIS3 – The final phase! PriceCooperWaterhouse, 2003. 10 str.
4. Interna gradiva SKB, 2003.
5. Interna gradiva Société Générale, 2003.
6. Modeling Default Risk. San Francisco: KMV, 1993. 30 str.
7. Mood'y RiskCalc For Private Companies: North America. New York: Moody's KMV, 2000. 86 str.
8. Mood'y RiskCalc For Private Companies: Austria. New York: Moody's KMV, 2002. 28 str.
9. Evaluation of RiskCalc Model Performance. New York: Oliver, Wyman Company, Moody's KMV, 2002. 40 str.

PRILOGE

Tabela 1: Prispevek k spremembam v kapitalskih zahtevah ob uporabi standardnega pristopa za glavne dele portfelja (v %); povzetek študije QIS3

Portfelj	G10		EU		Druge
	Skupina 1	Skupina 2	Skupina 1	Skupina 2	Skupina 1 & 2
Podjetja	1	-1	-1	-1	0
Države	0	0	0	0	1
Banke	2	0	2	1	2
Male izpostave	-5	-10	-5	-7	-4
Mala in srednja podjetja	-1	-2	-2	-2	-1
Zavarovane naložbe	1	0	1	0	0
Drugi portfelji	2	1	2	-1	3
Skupaj kreditno tveganje	0	-11	-3	-11	2
Skupaj operativno tveganje	10	15	8	12	11
Skupna sprememba	11	3	6	1	12

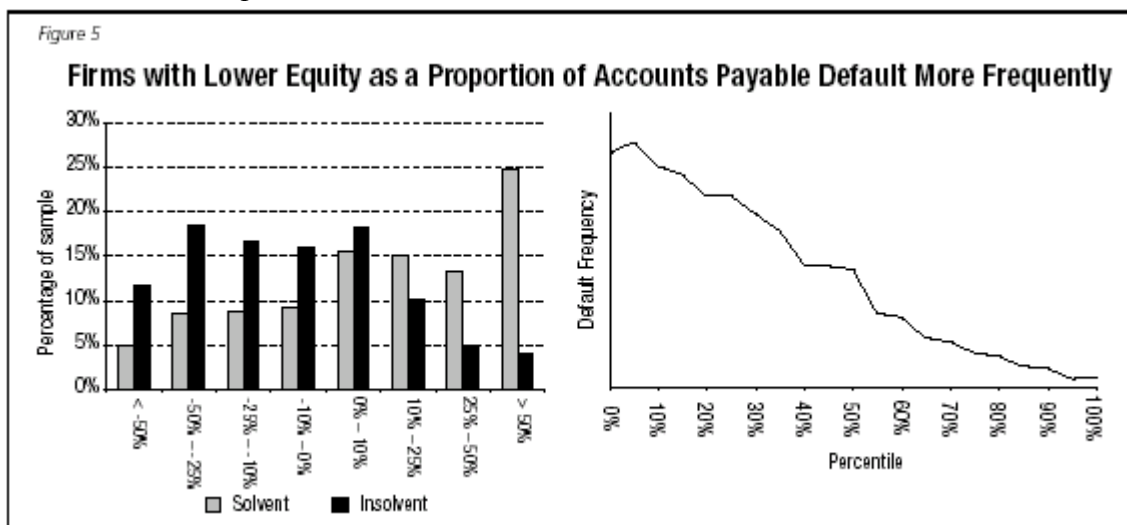
Vir: Bank for International Settlements, 2003b, str.5

Tabela 2: Prispevek k spremembam v kapitalskih zahtevah ob uporabi pristopa notranjih bonitet za glavne dele portfelja (v %); povzetek študije QIS3

Portfelj	G10		EU		Druge
	Skupina 1	Skupina 2	Skupina 1	Skupina 2	Skupina 1 & 2
Podjetja	-2	-4	-5	-5	-1
Države	2	0	2	1	1
Banke	2	-1	2	-1	1
Male izpostave	-9	-17	-9	-18	-8
Mala in srednja podjetja	-2	-4	-3	-5	1
Zavarovana naložbe	0	-1	0	-1	1
Splošne rezervacije	-1	-3	-2	-2	-2
Drugi portfelji	4	3	3	5	5
Skupaj kreditno tveganje	-7	-27	-13	-27	-3
Skupaj operativno tveganje	10	7	9	6	7
Skupna sprememba	3	-19	-4	-20	4

Vir: Bank for International Settlements, 2003b, str.5

Slika 1: Nastop stanja neplačila je bolj pogost za podjetjih z manjšim deležem kapitala v obveznostih do kupcev



Vir: Moody'sKMV 2002, str. 11

Grafikon na levi strani:

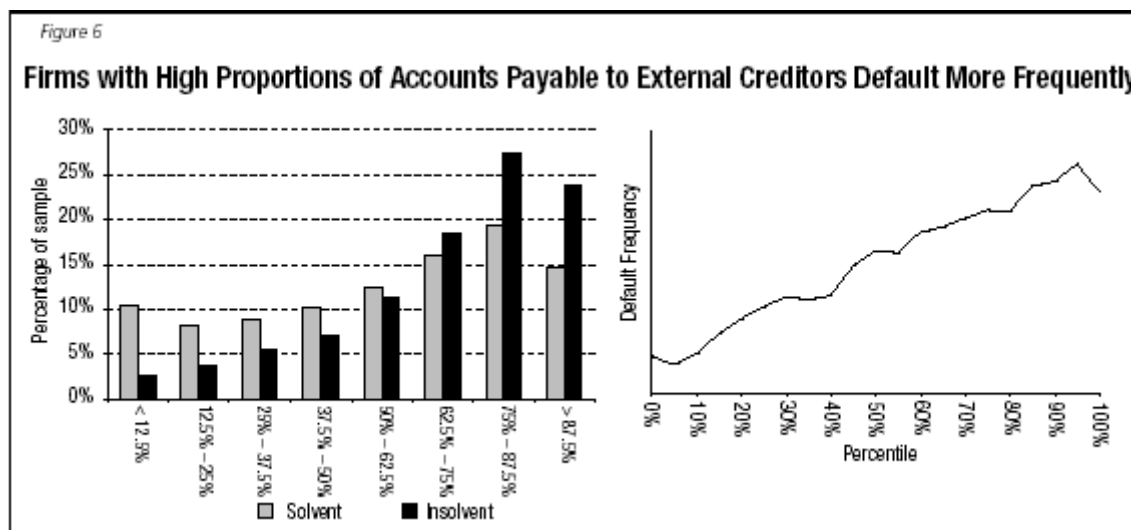
x-os: razredi velikosti kazalnika

y-os: odstotek populacije

Grafikon na desni strani:

populacija razvrščena po percentilih velikosti vrednosti kazalnika
frekvenca nastopa neplačila

Slika 2: Nastop stanja neplačila je bolj pogost za podjetja z večjim deležem obveznosti do kupcev v dolgu



Vir: Moody'sKMV 2002, str. 11

Grafikon na levi strani:

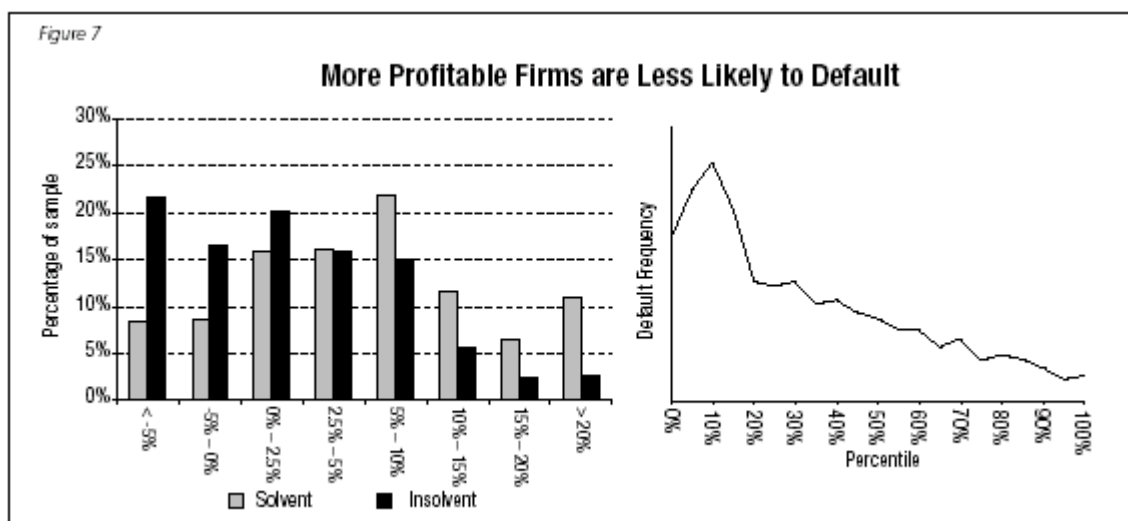
x-os: razredi velikosti kazalnika

y-os: odstotek populacije

Grafikon na desni strani:

populacija razvrščena po percentilih velikosti vrednosti kazalnika
frekvenca nastopa neplačila

Slika 3: Nastop neplačila je manj verjeten za bolj donosna podjetja



Vir: Moody'sKMV 2002, str. 12

Slika 3 in 4:

Grafikon na levi strani:

x-os: razredi velikosti kazalnika

y-os: odstotek populacije

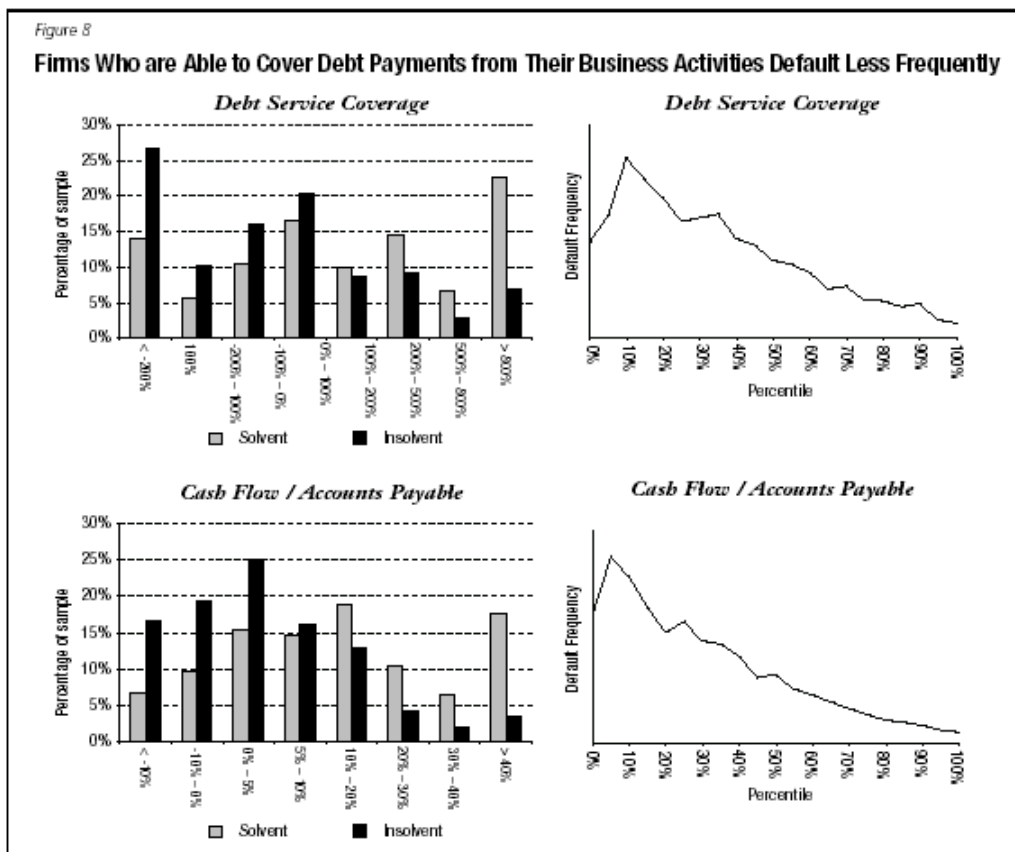
Grafikon na desni strani:

populacija razvrščena po percentilih

velikosti vrednosti kazalnika

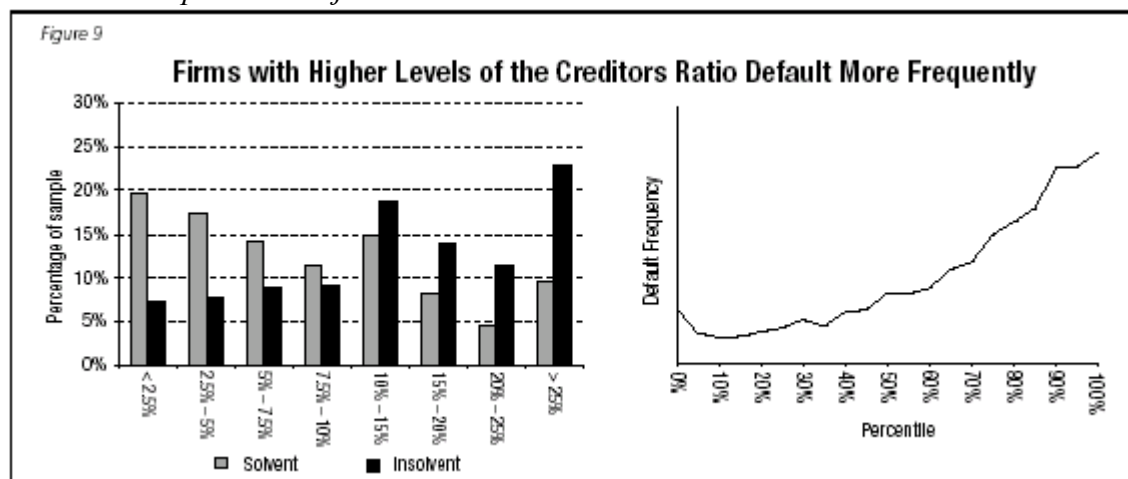
frekvenca nastopa neplačila

Slika 4: Nastop neplačila je manj pogost za podjetja, ki lahko krijejo stroške dolga iz poslovne dejavnosti



Vir: Moody'sKMV 2002, str. 14

Slika 5: Nastop stanja neplačila je bolj pogost za podjetja z večjo vrednostjo mnogokratnika obveznosti iz poslovne dejavnosti



Vir:

Moody'sKMV 2002, str. 15

Grafikon na levi strani:

x-os: razredi velikosti kazalnika

y-os: odstotek populacije

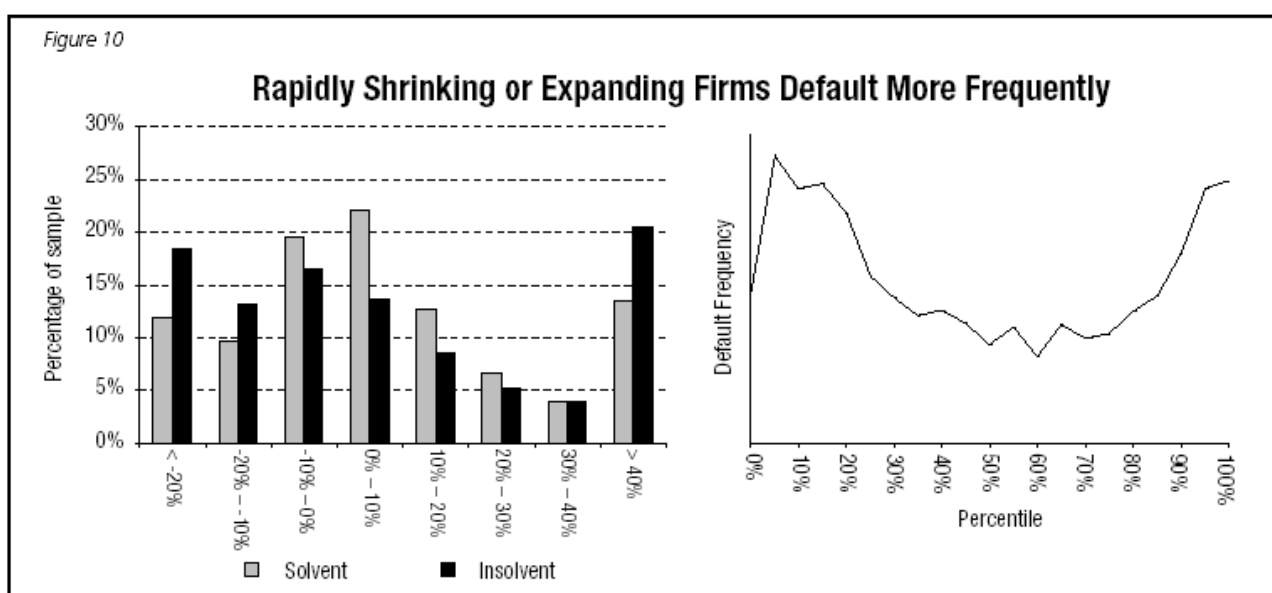
Grafikon na desni strani:

populacija razvrščena po percentilih

velikosti vrednosti kazalnika

frekvenca nastopa neplačila

Slika 6: Nastop neplačila je bolj pogost za podjetja z negativno rastjo



Vir: Moody'sKMV 2002, str. 15

Grafikon na levi strani:

x-os: razredi velikosti kazalnika

y-os: odstotek populacije

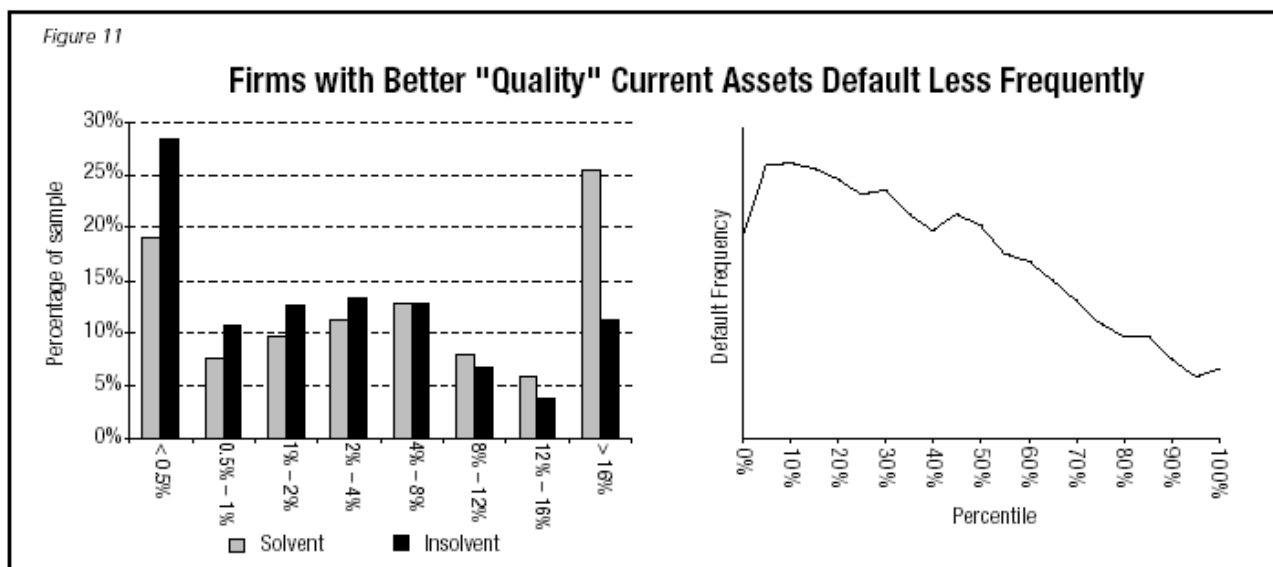
Grafikon na desni strani:

populacija razvrščena po percentilih

velikosti vrednosti kazalnika

frekvenca nastopa neplačila

Slika 7: Nastop neplačila je manj pogost za podjetja z »bolj kakovostnimi« gibljivimi sredstvi



Vir: Moody'sKMV 2002, str. 16

Grafikon na levi strani:

x-os: razredi velikosti kazalnika

y-os: odstotek populacije

Grafikon na desni strani:

populacija razvrščena po percentilih

velikosti vrednosti kazalnika

frekvenca nastopa neplačila

Tabela 3: Seznam kazalnikov in drugih finančnih podatkov uporabljenih pri gradnji modela SLO

LIKVIDNOST
Delovni kapital / kratkoročna sredstva
Splošni koeficient likvidnosti
Pospešeni koeficient likvidnosti
UPRAVLJANJE z NALOŽBAMI in SREDSTVI
Koeficient obračanja sredstev
Kratkoročne mesečne terjatve / povprečna mesečna prodaja
Zaloge / povprečna mesečna prodaja
Stalna sredstva / celotna sredstva
Obratna sredstva / celotna sredstva
Kratkoročne + dolgoročne naložbe / celotna sredstva
Stalna sredstva + dolgoročne investicije + dolgoročne terjatve/celotna sredstva
UPRAVLJANJE z DOLGOM
Kapital / celotne obveznosti
(Kapital + dolgoročne rezervacije) / celotne obveznosti
(Kapital + dolgoročne rezervacije) / dolg

<p>Neto dolg / materialna sredstva (Dolgoročne rezervacije + PČR) / celotne obveznosti (Kapital in dolgoročne rezervacije + dolgoročen dolg) / celotne obveznosti (Kapital in dolgoročne rezervacije) / materialna osnovna sredstva (Kapital in dolgoročne rezervacije) / dolgoročna sredstva</p>
<p style="text-align: center;">SPOSOBNOST POPLAČEVANJA OBVEZNOSTI</p> <p>Dobiček iz poslovanja / finančni izdatki Dobiček iz poslovanja / stroški obresti (Dobiček iz poslovanja + amortizacija) / finančni izdatki (Dobiček iz poslovanja + amortizacija) / stroški obresti Dolgoročni dolg / akumulacija Dolgoročni dolg / (dobiček iz poslovanja + amortizacija) Kratkoročne obveznosti / povprečna mesečna prodaja Neto dolg / povprečna mesečna prodaja</p>
<p style="text-align: center;">TRENDI POSLOVANJA</p> <p>Indeks rasti prodaje Indeks bruto prihodka Indeks dobička iz poslovanja / indeks rasti prodaje Sprememba deleža stroškov blaga, materiala in storitev / čisti prihodki od prodaje Sprememba deleža stroškov dela / čisti prihodki od prodaje</p>
<p style="text-align: center;">DONOSNOST</p> <p>Dobiček iz poslovanja / čisti prihodki iz prodaje Čisti dobiček / čisti prihodki iz prodaje Donosnost kapitala Donosnost sredstev Dobiček iz rednega poslovanja / celotna sredstva</p>
<p style="text-align: center;">DRUGI PODATKI</p> <p>Celotna sredstva Čisti prihodki iz prodaje Stanje neplačila Gospodarska dejavnost</p>

Vir: Lasten prikaz, 2004.