

OCENJEVANJE IN ANALIZA TVEGANJ V BANČNEM SEKTORJU

dr. Matejka Kavčič*

Povzetek

Banke ocenjujejo kvaliteto svojega kreditnega portfelja in kreditna tveganja na podlagi bonitetnih ocen komitentov. Pri tem banka z bonitetno oceno naredi oceno kvalitete komitenta in njegove sposobnosti, da bo izpolnjeval svoje obveznosti. Namen članka je predstaviti ekonometrično metodo, ki temelji na izračunu verjetnosti, da se bo posamezni poslovni subjekt glede na vrednost izbranih kazalnikov nahajal v nekem bonitetnem razredu. Predstavljeni model z eno izbrano latentno spremenljivko (bonitetno oceno poslovnega subjekta) ocenjuje kreditno tveganje glede na izbrane bonitetne razrede, vendar njegova zasnova omogoča delitev kreditnega portfelja na poljubno število bonitetnih razredov.

Rezultati modela so v skladu s pričakovanji. Višji rang poslovnega subjekta v distribuciji kapitala, večji delež denarnega toka iz poslovanja v prihodku, dobra likvidnost, večje povpraševanje in razmerje med prodajnimi in vhodnimi cenami izboljšujejo bonitetno oceno poslovnega subjekta. Večja kratkoročna zadolženost poslovnega subjekta v predhodnem obdobju in prekomerno povečanje likvidnosti pomenita slabšo bonitetno oceno poslovnega subjekta.

Opisani model bomo predvidoma uporabljali pri stres testih, priznavanju zunanjih bonitetnih agencij in kalibriranju modelov. Z uporabo razpoložljivih podatkov bomo lahko spremljali finančno stabilnost bančnega sektorja na mesečni oziroma četrletni ravni. Vse to bo omogočilo poglobljeno analizo razumevanja kreditnih tveganj v slovenskem bančnem sektorju.

Ključne besede: kreditno tveganje, bonitetne ocene, mnogočlenski vrstilni probit model slučajnih individualnih učinkov za panelne podatke, bančni sektor.

Abstract

Banks assess the quality of their credit portfolios and credit risk on the basis of customer credit ratings. In so doing banks use a credit rating to give an assessment of the quality of the customer and the customer's ability to fulfil liabilities. The purpose of this article is to present an econometric method based on calculating the probability that a particular business has a specific credit rating with regard to the value of selected indicators. Using a single selected latent variable (the business's credit rating), the model presented assesses credit risk with regard to selected credit rating categories. Yet, its design enables the partition of the credit risk portfolio in an arbitrary number of credit rating categories.

The results of the model are in line with expectations. A higher rank in capital distribution, a greater cash flow from operating activities as a proportion of revenues, good liquidity, higher demand and a higher ratio of sales prices to input prices improve the business's credit rating. A larger business's short-term debt ratio in the previous year and an excessive increase in liquidity entail a worse credit rating.

The described model will probably be applied to stress tests, the approval of the external rating agencies, and to the calibration of models. Using the available data, it will be possible to monitor the financial stability of the banking sector on a monthly or quarterly basis. All this will facilitate deeper analysis of the understanding of credit risk in the Slovenian banking sector.

Keywords: credit risk, credit rating, a random-effect multinomial ordered probit model for panel data, banking sector.

* dr. Matejka Kavčič je zaposlena v oddelku Finančne stabilnosti Banke Slovenije; e-mail: matejka.kavcic@bsi.si.

UVOD

Ko banke dajejo kredite svojim komitentom, določijo pogoje najema kredita. Za določitev teh pogojev razvrstijo komitente glede na kreditno tveganje v tako imenovane bonitetne razrede. Vsakega od komitentov razvrstijo na podlagi objektivnih in subjektivnih meril. Bonitetno oceno komitenta pripravijo zunanji ocenjevalci, predstavlja pa oceno kvalitete komitenta in njegove sposobnosti izpolnjevanja obveznosti.

Kreditno tveganje pomeni tveganje nastanka izgube zaradi neizpolnitve obveznosti dolžnika do banke. Banka mora aktivne bilančne in zunajbilančne postavke razvrstiti v skupine po tveganosti in oceniti, kolikšne so potencialne izgube iz naslova kreditnega tveganja. Razvrščanje v skupine temelji na oceni sposobnosti dolžnika, da bo izpolnil obveznosti do banke ob dospelosti terjatve, in na oceni kvalitete zavarovanja.

Namen analize je razviti model, ki bo omogočal ocenjevati in analizirati tveganja v bančnem sektorju, določati bonitetne ocene poslovnih subjektov in njihove spremembe ter izboljšati razumevanje kreditnih tveganj v slovenskem bančnem sektorju.

V literaturi so do sedaj obravnavane le analize stečajev podjetij in solventnosti¹ gospodarstva. Tako sta na primer Hunter in Isachenkova (2002) analizirala 539 angleških podjetij v letih 1988–1993. Osredotočila sta se na verjetnost, da bo neko podjetje bankrotiralo, v analizi pa uporabila panelne podatke. Slabša likvidnost, manjši promet in dobičkonosnost so povezani z večjim tveganjem nezmožnosti plačila svojih obveznosti in bankrota. Njune ugotovitve so podprle trditev, da je tekoči denarni tok, in ne obeti podjetij določal propadanje podjetij med recesijo v začetku devetdesetih let.

V analizi nas ne zanimajo le nelikvidna in nesolventna podjetja, ampak porazdelitev poslovnih subjektov med vsemi bonitetnimi razredi. V članku bomo predstavili kazalnike, s katerimi lahko opredelimo bonitetne ocene poslovnih subjektov in njihove spremembe. Oceniti želimo pričakovano število poslovnih subjektov v posameznem bonitetnem razredu v naslednjem obdobju, pri čemer je pomembno upoštevati mikroekonomske in makroekonomske dejavnike. S tem bi radi izboljšali razumevanje kreditnih tveganj v slovenskem bančnem sektorju.

V analizi bomo uporabili ekonometrično metodo, ki temelji na izračunu verjetnosti, da bo posamezni poslovni subjekt glede na vrednost izbranih kazalnikov v nekem bonitetnem razredu. V oceni bomo uporabili panelne podatke, pri čemer bomo upoštevali tudi bonitetne ocene istih poslovnih subjektov pri različnih bankah. Analizo bomo najprej naredili na vzorcu podatkov.

Predstavljeni model z eno izbrano latentno spremenljivko (bonitetno oceno poslovnega subjekta) lahko analizira pričakovane migracije poslovnih subjektov med več kot petimi bonitetnimi razredi. Z njim lahko za posamezni poslovni subjekt ocenimo, v katerem bonitetnem razredu bo najverjetneje v prihodnjem časovnem obdobju. Poleg tega lahko z izračunom in vključitvijo dodatnih kritičnih vrednosti latentne spremenljivke poslovne subjekte namesto v sedanjih pet razporedimo v devet razredov, ki so predvideni po Baslu II.²

¹ Solventnost pomeni sposobnost poravnati svoje plačilne obveznosti.

² Basel II je nov kapitalski sporazum, ki ga pripravlja Banka za mednarodne poravnave v Baslu.

V nadaljevanju članka najprej opisujemo podatke in vzorčenje ter analiziramo podatke iz vzorca, nato predstavimo izbrane kazalnike in model, predlagamo nadaljnje delo in na koncu povzamemo glavne ugotovitve.

1. OPIS PODATKOV IN VZORCA

Naša analiza temelji na podatkih iz kreditnega portfelja bank. Opazovana populacija so poslovni subjekti v Republiki Sloveniji, ki so bili v letih 1995-2002 zadolženi pri vsaj eni izmed bank. Pri poslovnih subjektih smo se omejili na podjetja in samostojne podjetnike, saj je predmet naše analize poslovanje podjetij in samostojnih podjetnikov. Nadaljnji pogoj za vključitev poslovnega subjekta v analizo je bil, da imamo za izbrani poslovni subjekt na voljo bilančne podatke.³ Za oceno verjetnosti porazdelitve bonitetnih ocen poslovnih subjektov namreč potrebujemo kazalnike, izračunane iz bilančnih podatkov. Enota analize je enolično določena s trojico leto – poslovni subjekt – banka.

Pri vzorčenju smo izmed parov poslovni subjekt – banka iz kreditnega portfelja bank naključno izbrali 14.658 parov. Za te izbrane pare smo zbrali podatke o kreditnem portfelju, prejemkih in izdatkih pravnih oseb, izvozu in uvozu blaga ter storitev, panogi po Standardni klasifikaciji dejavnosti (SKD), bilanci stanja, izkazu uspeha in lastništvu poslovnega subjekta – posojilojemalca. Na voljo smo imeli letne podatke za leta med vključno 1995 in 2002. Tako smo dobili 41.622 zapisov (enot). Ker trojica leto – poslovni subjekt – banka enolično določa enoto vzorca, v oceni upoštevamo tudi bonitetne ocene istih poslovnih subjektov v posameznem letu pri različnih bankah. Pri vzorčenju smo se omejili na podjetja in samostojne podjetnike, za katere imamo bilančne podatke. Naš vzorec se je zato zmanjšal na 20.351 zapisov, od katerih imamo podatke o lastništvu poslovnega subjekta za 1.504 zapisov. V vzorcu nastopa 33 bank, 6.206 poslovnih subjektov, obdobje pa je dolgo 8 let. Različnih parov banka – leto je 203, banka – poslovni subjekt 7.070, za kombinacijo poslovni subjekt – leto pa imamo na razpolago 18.890 parov.

Večina poslovnih subjektov v našem vzorcu je v določenem letu zadolženih le pri eni banki. Izstopa poslovni subjekt, ki je v določenem letu zadolžen kar pri šestih bankah. Podrobnejša razpršenost zadolženih poslovnih subjektov v določenem letu po bankah je prikazana v *tabeli 1*.

Tabela 1: Razpršenost zadolženih poslovnih subjektov v določenem letu po bankah

Število bank, pri katerih je zadolžen poslovni subjekt v določenem letu*	Število poslovnih subjektov
1	17.622
2	1.108
3	134
4	20
5	5
6	1

* V povprečju je poslovni subjekt v našem vzorcu zadolžen v določenem letu pri 1,1 bankah.
Vir: Banka Slovenije

Za oceno prehodov poslovnih podjetij med bonitetnimi razredi je pomembno, kako dolga je poslovna vez med posamezno banko in poslovnim subjektom. V *tabeli 2* si lahko ogledamo

³ Podatkov o bilanci stanja in izkazu uspeha nimamo za samostojne podjetnike (baza vsebuje podatke le za 19 največjih samostojnih podjetnikov, pa še to le od leta 2001). Javni zavodi (npr. RTV Slovenija) od leta 1994 niso dolžni oddajati bilanc v taki obliki, zato smo tudi njih izločili.

natančnejšo razpršenost dolžine poslovnega sodelovanja med posamezno banko in poslovnim subjektom.

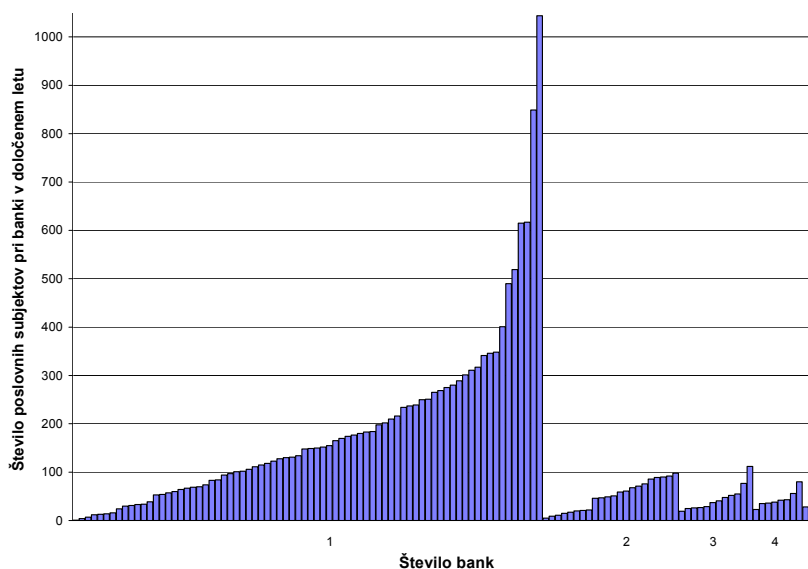
Tabela 2: Razpršenost dolžine poslovnega sodelovanja med banko in poslovnim subjektom

Število let, ko obstaja vez med poslovnim subjektom in banko*	Število poslovnih subjektov
1	2.571
2	1.411
3	885
4	679
5	526
6	381
7	265
8	352

* Povprečna dolžina poslovnega sodelovanja med banko in poslovnim subjektom v našem vzorcu je 2,9 leta.
Vir: Banka Slovenije

Razpršenost poslovnih subjektov po bankah je prikazana na *sliki 1*. Vidimo lahko, da ima večina bank do 115 poslovnih subjektov v določenem letu, banke z več kot 350 poslovnimi subjekti pa so bolj izjema kot pravilo.

Slika 1: Razpršenost poslovnih subjektov po bankah



Vir: Banka Slovenije

1.1. Analiza strukture bonitetnih ocen

Da bi poslovne banke in hranilnice ustrezno uravnale tveganja naložb, Banka Slovenije zahteva, da spremljajo in ocenjujejo kreditna tveganja, ki so jim izpostavljena pri svojem poslovanju (Sklep o razvrstitvi aktivnih bilančnih in zunajbilančnih postavk bank in hranilnic, UL RS št. 24/02).

Komitente in njihove terjatve banke razvrščajo v pet razredov, od A do E, na podlagi ocene in vrednotenja dolžnikove sposobnosti, da bo izpolnil obveznosti do banke ob dospelosti, ki se presoja na podlagi:

- ocene finančnega položaja posameznega dolžnika;
- njegove zmožnosti, da zagotovi zadosten denarni pritok za redno izpolnjevanje obveznosti do banke v prihodnosti;
- vrste in obsega zavarovanja terjatev do posameznega dolžnika;
- izpolnjevanja dolžnikovih obveznosti do banke v preteklih obdobjih.

V razred A banke uvrščajo tista podjetja, za katera ne predvidevajo težav s plačevanjem obveznosti. V razred B spadajo podjetja, ki imajo začasno šibko finančno stanje, ne kažejo pa, da bi se v prihodnje bistveno poslabšalo, in večkrat obveznosti plačujejo z zamudo. V razredu C so podjetja, ki nimajo dovolj dolgoročnih virov sredstev za financiranje naložb in od njih banke ne prejemajo tekočih zadovoljivih informacij ali ustrezne dokumentacije v zvezi z zadolžitvijo. V razredu D so nelikvidna in nesolventna podjetja, za katera obstaja velika verjetnost neplačil, v razredu E pa podjetja, za katera se ocenjuje, da obveznosti niso sposobna plačati. S tem določijo njihovo »pričakovano« solventnost in glede na to oceno vodijo svojo kreditno politiko.

Tabela 3: Struktura bonitetnih ocen v vzorcu

(število)	A	B	C	D	E	Skupaj	
Celotno obdobje	13.429	4.672	1.096	670	484	20.351	
1995	1.426	176	75	28	49	1.754	
1996	1.425	252	94	45	48	1.864	
1997	1.421	336	75	55	40	1.927	
1998	1.390	574	120	101	63	2.248	
1999	1.763	575	90	80	58	2.566	
2000	1.868	731	150	83	62	2.894	
2001	1.837	890	174	103	85	3.089	
2002	2.299	1.138	318	175	79	4.009	

(delež)	A	B	C	D	E	Padec bonitete podjetij	Dvig bonitete podjetij
Celotno obdobje	0,66	0,23	0,05	0,03	0,02	0,137	0,047
1995	0,81	0,10	0,04	0,02	0,03	-	-
1996	0,76	0,14	0,05	0,02	0,03	0,143	0,031
1997	0,74	0,17	0,04	0,03	0,02	0,124	0,031
1998	0,62	0,26	0,05	0,04	0,03	0,212	0,040
1999	0,69	0,22	0,04	0,03	0,02	0,103	0,123
2000	0,65	0,25	0,05	0,03	0,02	0,145	0,026
2001	0,59	0,29	0,06	0,03	0,03	0,137	0,038
2002	0,57	0,28	0,08	0,04	0,02	0,111	0,039

Vir: Banka Slovenije

Podatki, prikazani v tabeli 3 kažejo, da so se bonitetne ocene podjetij in samostojnih podjetnikov v letih 1995–2002, razen leta 1999, slabšale. Leta 1995 je bilo v najvišjem bonitetnem razredu A 81% poslovnih subjektov, v letu 2002 pa le še 57%. Povečalo se je število podjetij in samostojnih podjetnikov v bonitetnih razredih B in C, število podjetij in samostojnih podjetnikov v najnižjih dveh bonitetnih razredih D in E pa se ni bistveno spreminjalo. V celotnem obdobju se je v povprečju vsako leto bonitetna ocena poslabšala 13,7% podjetjem in samostojnim podjetnikom v našem vzorcu, izboljšala pa le 4,7% vseh poslovnih subjektov.

Zanimiva je tudi analiza prehajanja med različnimi bonitetnimi razredi. Verjetnosti prehodov poslovnih subjektov med posameznimi bonitetnimi razredi so predstavljene v tako imenovanih prehodnih matrikah. Šulerjeva (2001) je v svojem delu pokazala, da se prehodna matrika skozi čas spreminja. V *tabeli 4* je prikazana struktura prehodov podjetij in samostojnih podjetnikov med bonitetnimi razredi v vzorcu. Podana sta število in delež poslovnih subjektov, ki so v tekočem letu ostali v istem bonitetnem razredu kot v predhodnem letu, oziroma se jim je bonitetna ocena izboljšala ali zmanjšala.

Tabela 4: Struktura prehodov podjetij in samostojnih podjetnikov med bonitetnimi razredi v vzorcu

		tekoče leto					Skupaj
		(število)	A	B	C	D	
predhodno leto	A	7.530	851	174	65	20	8.640
	B	367	1.999	244	127	31	2.768
	C	47	80	281	92	33	533
	D	18	24	17	196	74	329
	E	8	18	1	10	223	260
	Skupaj	7.970	2.972	717	490	381	12.530

		tekoče leto				
		(delež)	A	B	C	D
predhodno leto	A	0,872	0,098	0,020	0,008	0,002
	B	0,133	0,722	0,088	0,046	0,011
	C	0,088	0,150	0,527	0,173	0,062
	D	0,055	0,073	0,052	0,596	0,225
	E	0,031	0,069	0,004	0,038	0,858

Vir: Banka Slovenije

Obsežnejše spreminjanje bonitetnih ocen v letu 1998 bi lahko bilo posledica ruske oziroma azijske krize, v letu 1999 pa posledica povečanega trošenja pred uvedbo DDV. Med drugimi razlogi za povečano aktivnost oziroma večje spreminjanje bonitetnih ocen lahko omenimo še kontrole nadzornikov centralne banke z zahtevami po večjem oblikovanju rezervacij. Med zelo verjetnimi razlogi pa je tudi bolj konzervativna politika ocenjevanja komitentov v času večjih dobičkov in priprav na nove naložbe, kar kaže na prociklično obnašanje slovenskih bank.

2. OPIS MODELA

2.1. Odvisna spremenljivka v modelu

Odvisna spremenljivka v modelu je bonitetna ocena poslovnega subjekta pri določeni banki v določenem letu. To je kategorična spremenljivka⁴, ki ima vrednosti A, B, C, D ali E. Odvisna spremenljivka je vrstilna, je naravno urejena (podobno kot npr. rating obveznic, stopnja zavarovanja zavarovanca⁵). Za oceno modela smo odvisni spremenljivki y priredili vrednosti 0, 1, 2, 3 ali 4⁶. Poslovni subjekti z najboljšo bonitetno oceno A imajo vrednost odvisne spremenljivke y enako 0, medtem ko imajo poslovni subjekti z najslabšo bonitetno oceno E vrednost odvisne spremenljivke y enako 4. Dejstvo, da vrednost 0 odseva višjo

⁴ Kategorična spremenljivka je spremenljivka s končno mnogo vrednostmi, ki niso (nujno) numerične.

⁵ Zavarovanec je lahko brez zavarovanja, ima delno ali pa polno zavarovanje.

⁶ Ob tem je treba opozoriti, da izbira vrednosti ni pomembna, pomemben je le vrstni red vrednosti.

bonitetno oceno kot vrednost 1, vsebuje koristne informacije, ne glede na to, da je odvisna spremenljivka bonitetna ocena vrstilna.⁷

Naši podatki in s tem tudi odvisna spremenljivka y so panelno urejeni. To pomeni, da lahko hkrati uporabimo presečne podatke in časovne vrste. Presečna komponenta je v našem primeru enolično določena s parom poslovni subjekt – banka, medtem ko časovno komponento določa leto. Bistvena prednost panelne analize pred analizo časovnih vrst je, da z upoštevanjem tako časovne dinamike kot heterogenosti opazovanih enot omogoča izločanje učinkov manjkajočih spremenljivk iz modela. Ob upoštevanju panelne strukture podatkov lahko odvisno spremenljivko označimo z y_{it} , kjer indeks i predstavlja presečno komponento, indeks t pa časovno komponento.

Model, ki smo ga uporabili, diskretnim vrednostim odvisne spremenljivke y_{it} priredi zvezno latentno odvisno spremenljivko y_{it}^* . Posameznim vrednostim diskretne odvisne spremenljivke y_{it} ustrezajo intervali, v katere pade zvezna latentna odvisna spremenljivka y_{it}^* .

2.2. Neodvisne spremenljivke v modelu

V tabeli 5 so zbrane vse neodvisne spremenljivke – izbrani kazalniki, ki smo jih uporabili pri oceni modela. Pri izbiri kazalnikov smo si pomagali z izsledki naslednjih študij: Prašnikar in drugi (2003), Bole (2003), Zavodnik in Šušterič (2003) ter Kazalniki poslovanja GZS (2003). Neodvisne spremenljivke v modelu označimo z x , oziroma ob upoštevanju panelne strukture z X_{it} .

Tabela 5: Neodvisne spremenljivke v modelu

Spremenljivka	Opis
dis_kap	rang poslovnega subjekta v distribuciji kapitala
Lik	likvidnost
s_lik	sprememba likvidnosti
kaz21	delež denarnega toka iz poslovanja v prihodkih
l_krat_zad	kratkoročna zadolženost v predhodnem letu
s_povp	sprememba povpraševanja
l_povp	povpraševanje v predhodnem letu
rel_cena	razmerje prodajnih in vhodnih cen
leto4-leto8	slamnate spremenljivke za leta

»Rang poslovnega subjekta v distribuciji kapitala« ponazarja velikost poslovnega subjekta.

»Likvidnost« (čisti denarni tok na enoto prodaje) predstavlja sposobnost poslovnega subjekta, da odplačuje obveznosti. »Sprememba likvidnosti« je prva diferenca spremenljivke likvidnosti in predstavlja hitrost spremembe likvidnosti. Dobra likvidnost izboljšuje bonitetno oceno poslovnega subjekta.

»Delež denarnega toka iz poslovanja v prihodkih« (amortizacija in dobiček, zmanjšan za izgube v prihodkih) dovoljuje sklepanje, kakšen delež prihodkov pomeni denarne pritoke iz poslovanja. Ti pritoki so eden izmed najkakovostnejših pokazateljev uspešnosti podjetja. Za vsa stabilna, zrela in dobičkonosna podjetja se pričakuje, da ustvarjajo zadostne denarne tokove iz poslovanja, s katerimi lahko odplačujejo lastnike in upnike. Opozoriti velja, da je

⁷ To pomeni, da ne moremo reči, da je razlika med vrednostjo 0 in 1 enako pomembna kot razlika med 1 in 2.

delež denarnega toka v prihodkih relativno število, kar pomeni, da ni nujno, da podjetje z visoko vrednostjo tega kazalnika tudi v absolutnem smislu ustvarja veliko denarnih pritokov.

»Kratkoročna zadolženost v predhodnem letu« je delež kratkoročnih finančnih in poslovnih obveznosti v sredstvih v preteklem letu in kaže kratkoročne obveznosti na enoto sredstev. Večja kratkoročna zadolženost poslovnega subjekta v predhodnem letu pomeni slabšo bonitetno oceno poslovnega subjekta.

»Povpraševanje« (prodaja na enoto proizvodnje) predstavlja spremenljivko obsega in stabilnosti povpraševanja. Spremenljivka »povpraševanje v predhodnem letu« ponazarja velikost povpraševanja v preteklem letu, spremenljivka »sprememba povpraševanja« pa hitrost pešanja oziroma krepitve povpraševanja.

»Razmerje prodajnih in vhodnih cen« predstavlja razmerje prodajnih cen po področjih⁸ SKD v primerjavi z nabavnimi cenami po področjih SKD. Prodajne cene po področjih SKD so ocenjene z indeksom cen industrijskih proizvodov pri proizvajalcih in indeksom cen življenjskih potrebščin. Nabavne cene po področjih SKD so izračunane s pomočjo input – output tabel in prodajnimi cenami po področjih SKD.

Za kontrolo makroekonomskih elementov, ki so skupni vsem komitentom in posojilom, a se s časom spreminjajo, smo vključili slamnate spremenljivke za leta.

2.3. Model

Povezanost med odvisno spremenljivko y_{it} in neodvisnimi spremenljivkami x_{it} smo ocenili z mnogočlenskim vrstilnim probit modelom slučajnih individualnih učinkov za panelne podatke (a random-effect multinomial ordered probit model for panel data). Ocene parametrov so bile dobljene z maksimiranjem funkcije »log-likelihood« y_{it} . Ta funkcija je bila za vsako enoto ocenjena z metodo Gauss-Hermite.⁹

Model uporablja metodo, ki temelji na izračunu verjetnosti, da bo posamezni poslovni subjekt glede na vrednost izbranih kazalnikov v nekem bonitetnem razredu. Predstavljeni model z eno izbrano latentno spremenljivko (bonitetno oceno poslovnega subjekta) glede na vrednost izbranih kazalnikov razporedi poslovne subjekte z določeno stopnjo tveganja v bonitetne razrede.

Vrstilni modeli se uporabljajo, kadar vrednosti diskretne odvisne spremenljivke y_{it} ustrezajo intervalom, v katere pade zvezna latentna odvisna spremenljivka y_{it}^* . Ti modeli upoštevajo, da je odvisna spremenljivka y vrstilna (naravno urejena). V našem primeru je vrstilna spremenljivka bonitetna ocena poslovnega subjekta.

Za kategorične spremenljivke ne moremo uporabiti kar običajne regresije, ker je porazdelitev napak ostankov heteroskedastična, odvisna spremenljivka pa ni normalno porazdeljena, zato so ocene in rezultati testov pristranski. Poleg tega regresija dopušča vrednosti večje od 1 in manjše od 0, čeprav naj bi bili vrednosti 0 in 1 (če se omejimo le na primer, ko ima kategorična spremenljivka vrednosti 0 in 1). (Garson)

Logit in probit modeli omogočajo kombinacijo kategoričnih in zveznih neodvisnih spremenljivk s kategorično odvisno spremenljivko. Logit model uporablja naravni logaritem

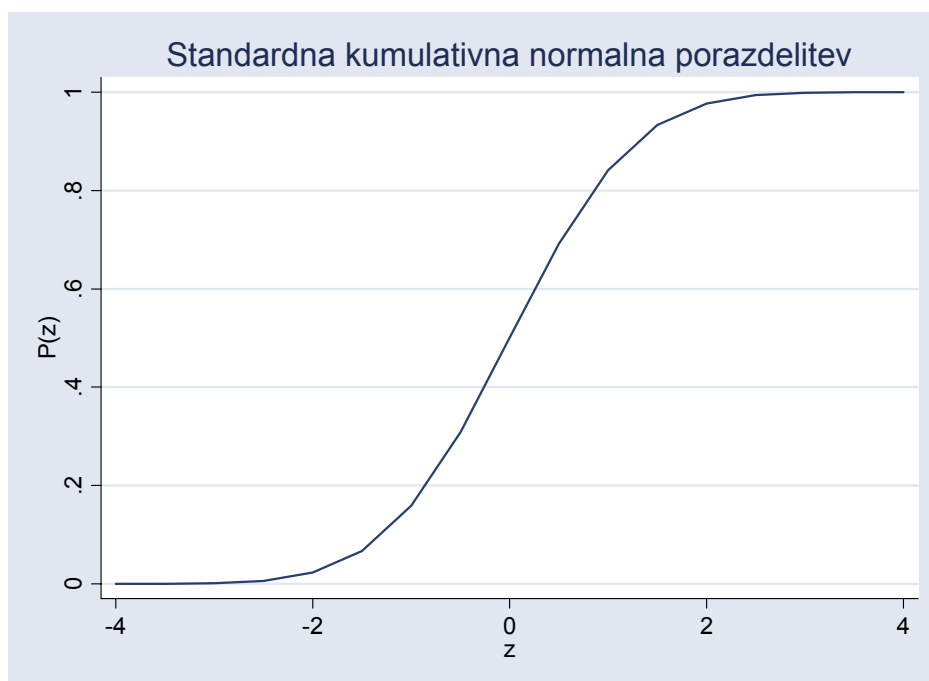
⁸ Področja predstavljajo dejavnosti dvoštevilske klasifikacije po SKD.

⁹ Za podrobnosti izračuna integralov z metodo Gauss-Hermite glej Butler in Moffitt (1982), za informacije, kako oceniti osnovni vrstilni probit model (ordered probit model) pa Green (2000).

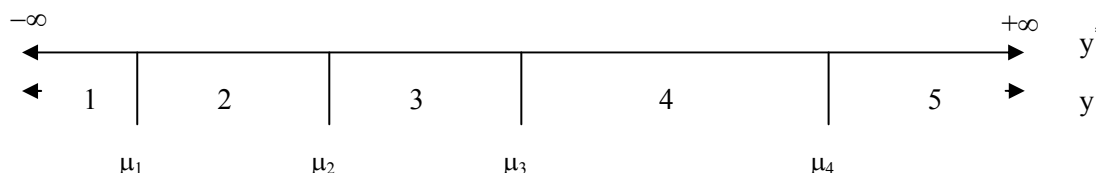
verjetnostnega razmerja (odds ratio). Funkcija, ki se uporablja v probit modelu, je inverzna standardna kumulativna normalna porazdelitvena funkcija. Načeloma se logit uporablja, če predvidevamo, da kategorična odvisna spremenljivka predstavlja kvalitativno spremenljivko in probit, če predvidevamo, da odvisna spremenljivka predstavlja kvantitativno spremenljivko. Običajno oba modela vodita do enakih rezultatov. Bistveno pri odločitvi je, da je uporaba logit modelov bolj priporočljiva, če obstaja močna nasičenost enot na repih porazdelitve.

Kot smo že omenili, probit uporablja kumulativno normalno porazdelitev verjetnosti. Standardna kumulativna normalna porazdelitev je prikazana na *sliki 2*. Krivulja v obliki črke S zavzema vrednosti med 0 in 1.

Slika 2: Standardna kumulativna normalna porazdelitev



Ko je odvisna spremenljivka vrstilna (naravno urejena) in ima več kot dve vrednosti, lahko izbiramo med vrstilnimi logističnimi (ordered logistic) in vrstilnimi probit (ordered probit) modeli. Predstavitev latentne spremenljivke za vrstilno spremenljivko lahko zglveda takole:



Vrednosti latentne odvisne spremenljivke y lahko povežemo s kategorično odvisno spremenljivko y^* z naslednjim pravilom:

$$y=i \text{ če } \mu_{i-1} < y^* \leq \mu_i \text{ za } i=1..J$$

To pomeni, da je vrednost latentne odvisne spremenljivke y npr. enaka 3 za vse vrednosti kategorične odvisne spremenljivke y^* , ki so večje od μ_2 in manjše od ali enake μ_3 .

Naš model upošteva še panelno strukturo podatkov, ki omogoča hkratno uporabo presečnih podatkov in časovnih vrst. Loči med napako, ki je vezana na presečne podatke (enolično določena s parom poslovni subjekt – banka) in se s časom ne spreminja, in napako, ki se spreminja tako po presečni kot po časovni komponenti. Tako model upošteva dekompozicijo napake na dva dela, in sicer $\varepsilon_{it} = \alpha_i + \nu_{it}$, kjer je α_i neopazovani specifični učinek para poslovni subjekt – banka (npr. dolgoletno poslovno sodelovanje med njima), ν_{it} ¹⁰ pa je preostala napaka, ki obsega druge neidentificirane dejavnike odstopanja vrednosti odvisne spremenljivke od merjene latentne spremenljivke.

Model je grajen okrog latentne regresije podobno kot binomalni probit model. Latentno spremenljivko lahko zapišemo v obliki:

$$y_{it}^* = \beta'x_{it} + \varepsilon_{it}, \text{ kjer je } y_{it}^* \text{ neopazovana spremenljivka.}$$

V našem primeru velja:

$$\begin{aligned} y_{it} &= 0, \text{ če } y_{it}^* \leq \mu_1 \\ y_{it} &= 1, \text{ če } \mu_1 < y_{it}^* \leq \mu_2 \\ y_{it} &= 2, \text{ če } \mu_2 < y_{it}^* \leq \mu_3 \\ y_{it} &= 3, \text{ če } \mu_3 < y_{it}^* \leq \mu_4 \\ y_{it} &= 4, \text{ če } \mu_4 < y_{it}^* \end{aligned}$$

kjer so μ_i za $i = 1, 2, 3, 4$ neznan parametri, ki se ocenijo znotraj modela.

Če izpustimo indeksa za presečno in časovno komponento, lahko naš strukturni model zapišemo kot:

$$y^* = x\beta + \varepsilon.$$

Model lahko izrazimo z verjetnostmi (Ender, 1):

$$\begin{aligned} P(y=i|x) &= P(\mu_{i-1} < y^* \leq \mu_i | x) \\ P(y=i|x) &= P(\mu_{i-1} < x\beta + \varepsilon \leq \mu_i | x) \\ P(y=i|x) &= P(\varepsilon < \mu_i - x\beta | x) - P(\varepsilon \leq \mu_{i-1} - x\beta | x) \\ P(y=i|x) &= F(\mu_i - x\beta) - F(\mu_{i-1} - x\beta) \end{aligned}$$

Vrednosti koeficientov smo ocenili z mnogočlenskimi vrstilnimi probit modelom slučajnih individualnih učinkov za panelne podatke. Model je ocenjen za obdobje od 1995 do 2002.

3. REZULTATI

Za vsako od izbranih neodvisnih spremenljivk v modelu pričakujemo določen vpliv na odvisno spremenljivko, bonitetno oceno poslovnega subjekta. Višji rang poslovnega subjekta v distribuciji kapitala, večji delež denarnega toka iz poslovanja v prihodku, dobra likvidnost, večje povpraševanje in razmerje med prodajnimi in vhodnimi cenami izboljšujejo bonitetno oceno poslovnega subjekta. Večja kratkoročna zadolženost poslovnega subjekta v predhodnem obdobju in prekomerno povečanje likvidnosti¹¹ pomenita slabšo boniteto poslovnega subjekta. Rezultati osnovnega modela, ki smo ga poimenovali model A, so zbrani v *tabeli 6*, kjer so poleg vrednosti in značilnosti posameznih koeficientov prikazane še kritične vrednosti latentne spremenljivke (μ_i za $i=1..4$), število podatkov (N), ki so učinkovito upoštevani pri ocenjevanju, in vzajemen test koeficientov pojasnjevalnih spremenljivk (χ^2).

¹⁰ Predpostavimo, da so ν_{it} normalne, med seboj neodvisne in enako porazdeljene.

¹¹ Prekomerno povečanje likvidnosti je lahko posledica zahteve dobaviteljev poslovnim subjektom s težavami v poslovanju, da material in storitve plačujejo izključno z gotovino.

Tabela 6: Rezultati modela A

Spremenljivka	Koeficient	Standardna napaka	z	P > z
dis_kap	-0,0217478***	0,0013885	-15,66	0,000
lik	-0,0045007*	0,0025109	-1,79	0,073
s_lik	0,0047751**	0,0023015	2,07	0,038
kaz21	-0,0798968***	0,0274205	-2,91	0,004
l_krat_zad	0,2275287***	0,0493795	4,61	0,000
s_povp	-0,0314976**	0,0156831	-2,01	0,045
l_povp	-0,0682505**	0,0302075	-2,26	0,024
rel_cena	-0,1908928*	0,1091001	-1,75	0,080
let04	0,8779645***	0,0781359	11,24	0,000
let05	0,5965594***	0,0807745	7,39	0,000
let06	0,9626800***	0,0811144	11,87	0,000
let07	1,2392607***	0,0826790	14,99	0,000
let08	1,3380045***	0,0840005	15,93	0,000
μ_1	0,4006334***			
μ_2	2,2719069***			
μ_3	3,0591289***			
μ_4	4,1314180***			

N = 7886
 $\chi^2(13) = 664,32^{***}$

Opomba: *, ** in *** označujejo statistično značilnost koeficientov pri 10%, 5% oziroma 1% stopnji tveganja.

Rezultati modela A potrjujejo naša pričakovanja. Koeficienta pojasnjevalnih spremenljivk rang podjetja v distribuciji kapitala in delež denarnega toka iz poslovanja v prihodkih sta negativna in visoko značilna. Podjetja in samostojni podjetniki z večjo vrednostjo teh spremenljivk imajo v povprečju boljšo bonitetno oceno. Pozitiven in visoko značilen je koeficient pojasnjevalne spremenljivke kratkoročna zadolženost v predhodnem obdobju. V tem primeru imajo podjetja in samostojni podjetniki z višjo vrednostjo spremenljivke v povprečju slabšo bonitetno oceno. Vse spremenljivke imajo pričakovane predznake. Bolj zadolžena podjetja in samostojni podjetniki bodo težje pridobili dodatna posojila. V model sta vključeni spremenljivka likvidnosti in spremenljivka spremembe likvidnosti, ker tako zelo velika kot zelo majhna likvidnost slabšata bonitetno oceno podjetja. Koeficient pojasnjevalne spremenljivke spremembe likvidnosti je pozitiven in statistično značilen pri 5% stopnji tveganja, medtem ko je koeficient pojasnjevalne spremenljivke likvidnosti statistično značilen pri 10% stopnji tveganja, a negativen. Dobra likvidnost na eni strani izboljšuje bonitetno oceno poslovnih subjektov, na drugi strani pa jo hitrost povečanja likvidnosti poslabšuje. Značilni z negativnimi predznaki so še koeficienti pojasnjevalnih spremenljivk spremembe povpraševanja, povpraševanja v predhodnem obdobju in razmerja prodajnih in vhodnih cen.

Ko smo ocenjevali model, smo preizkusili različne nabore kazalnikov, pri čemer smo vključili tako odložene nivoje kot tekoče spremembe spremenljivk. Ob predstavljanju rezultatov naj še opozorimo, da pri mnogočlenskem vrstilnem probit modelu slučajnih individualnih učinkov za panelne podatke mejni učinki neodvisnih spremenljivk na odvisno spremenljivko (verjetnost) niso enaki vrednostim koeficientov.

Probit koeficienti so učinkovalni koeficienti. Probit koeficient b nam pove, da sprememba neodvisne spremenljivke za eno enoto (ob nespremenjenih ostalih neodvisnih spremenljivkah) spremeni napovedan probit indeks za b standardnih enot (Ender, 2). Probit koeficient je koeficient, ki pove, koliko sprememba neodvisne spremenljivke za eno enoto, spremeni kumulativno normalno verjetnost odvisne spremenljivke. To pomeni, da probit koeficient meri vpliv neodvisne spremenljivke na z vrednost (z-score) odvisne spremenljivke.

Tu je potrebno omeniti, da verjetnost odvisne spremenljivke ni linearna temveč kumulativna normalna funkcija z-ja.

Model določi kritične vrednosti μ_1 , μ_2 , μ_3 in μ_4 latentne spremenljivke tako, da velja:

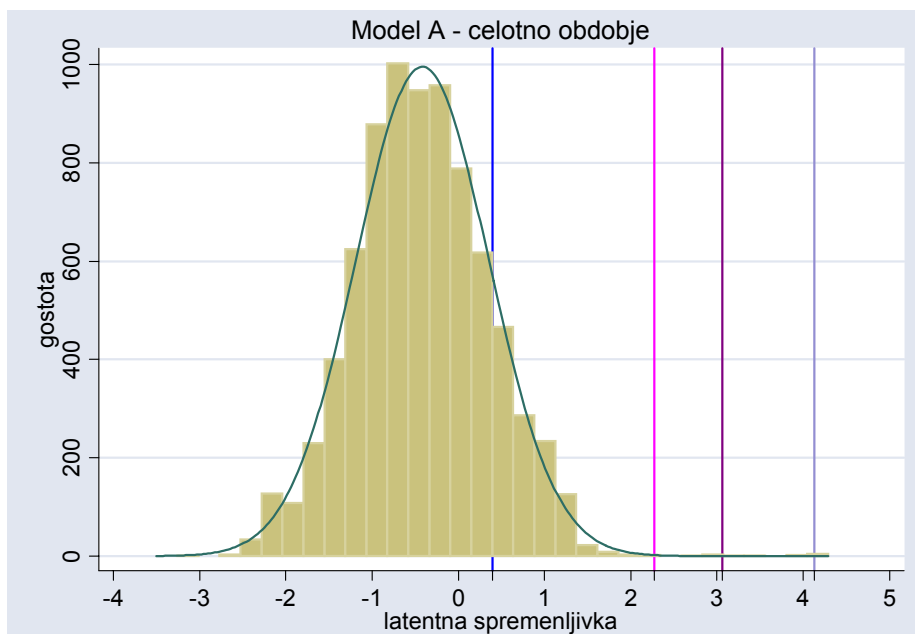
$$\begin{aligned} P(y=0|x) &= F(\mu_1 - x\beta) \\ P(y=1|x) &= F(\mu_2 - x\beta) - F(\mu_1 - x\beta) \\ P(y=2|x) &= F(\mu_3 - x\beta) - F(\mu_2 - x\beta) \\ P(y=3|x) &= F(\mu_4 - x\beta) - F(\mu_3 - x\beta) \\ P(y=4|x) &= 1 - F(\mu_4 - x\beta) \end{aligned}$$

Vse štiri kritične vrednosti μ_1 , μ_2 , μ_3 in μ_4 latentne spremenljivke so visoko statistično značilne. To pomeni, da lahko glede na vrednost latentne spremenljivke poslovni subjekt z 1% stopnjo tveganja razporedimo v bonitetni razred, ki mu pripada. Pomembno je poudariti, da uporabljeni model omogoča razlikovanje med vsemi petimi bonitetnimi razredi glede na vrednost latentne spremenljivke.

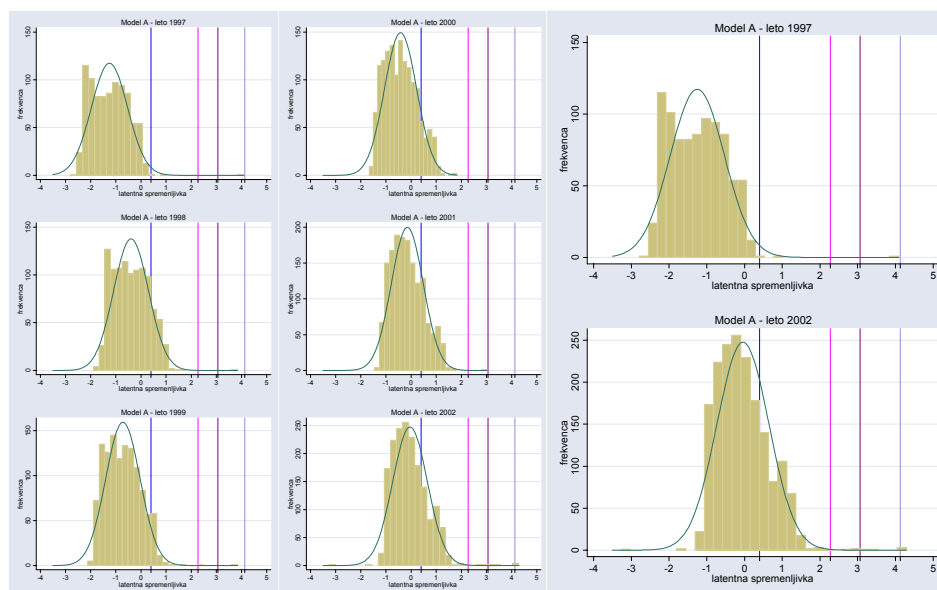
Frekvenčna porazdelitev latentne spremenljivke po podjetjih za celotno analizirano obdobje 1996–2002 je prikazana na *sliki 3*, na *sliki 4* pa lahko vidimo porazdelitev latentne spremenljivke po podjetjih po posameznih letih. Navpične črte predstavljajo kritične vrednosti latentne spremenljivke. Vrednosti latentne spremenljivke, ki so manjše od prve kritične (levo od krepke črte) predstavljajo komitente v bonitetnem razredu A.

Ko med seboj primerjamo frekvenčne porazdelitve latentne spremenljivke za posamezna leta, vidimo, da se porazdelitev premika v desno, kar pomeni, da se bonitetne ocene poslovnih subjektov v povprečju iz leta v leto slabšajo. Izjema je le že prej omenjeno leto 1999.

Slika 3: Porazdelitev latentne spremenljivke za celotno obdobje



Slika 4: Porazdelitev latentne spremenljivke po letih



V naslednjem koraku smo model nekoliko razširili. Zanimalo nas je, kaj se zgodi, če izločimo velike banke, če izločimo banke v večinski tuji lasti, oziroma obravnavamo vsako banko posamezno. V ta namen smo primerjali rezultate štirih modelov:

- Model A: osnovni model,
- Model B: dodana slamnata spremenljivka za velike banke,
- Model C: dodana slamnata spremenljivka za banke v večinski tuji lasti,
- Model D: dodane slamnate spremenljivke za vsako banko.

Tabela 7: Rezultati modela B

Spremenljivka	Koeficient	Standardna napaka	z	P > z
dis_kap	-0,0217301***	0,0013843	-15,70	0,000
lik	-0,0044650*	0,0025151	-1,78	0,076
s_lik	0,0047485**	0,0023037	2,06	0,039
kaz21	-0,0808328***	0,0276224	-2,93	0,003
l_krat_zad	0,2299873***	0,0494757	4,65	0,000
s_povp	-0,0310631*	0,0161125	-1,93	0,054
l_povp	-0,0668413**	0,0318462	-2,10	0,036
rel_cena	-0,1863196*	0,1091404	-1,71	0,088
leto4	0,8764281***	0,0781470	11,22	0,000
leto5	0,5952081***	0,0807816	7,37	0,000
leto6	0,9610559***	0,0811204	11,85	0,000
leto7	1,2387254***	0,0826573	14,99	0,000
leto8	1,3380474***	0,0839759	15,93	0,000
d1v_banke	0,0611448	0,0935461	0,65	0,513
μ_1	0,4490009***			
μ_2	2,3205641***			
μ_3	3,1075189***			
μ_4	4,1786859***			

N = 7886
 $\chi^2(14) = 664,75***$

Opomba: *, ** in *** označujejo statistično značilnost koeficientov pri 10%, 5% oziroma 1% stopnji tveganja.

Slamnata spremenljivka za pet največjih bank se nanaša na naslednje banke: NLB, d. d., NKBM, d. d., Abanka Vipa, d. d., SKB banka, d. d., in Banka Koper, d. d. Slamnata spremenljivka za tuje banke pa vsebuje: SKB banka, d. d., Bank Austria Creditanstalt, d. d., Raiffeisen Krekova banka, d. d., Volksbank-Ljudska banka, d. d., Hypo Alpe-Adria-bank, d. d., in Kaerntner Sparkasse AG, Celovec, Podružnica v Sloveniji.

Ko primerjamo rezultate vseh štirih modelov, lahko ugotovimo, da pri oceni koeficientov prvotnih spremenljivk ni prišlo do značilnih sprememb. Porazdelitve latentne spremenljivke v različnih modelih so zelo podobne. Slamnata spremenljivka za velike banke v Modelu B je pozitivna in neznačilna. To pomeni, da velike banke nekoliko bolj konservativno ocenjujejo kvaliteto poslovnega subjekta in njegove sposobnosti, da bo izpolnjeval svoje obveznosti, vendar ne odstopajo značilno od povprečja. Slamnata spremenljivka za banke v večinski tuji lasti v Modelu C je negativna in visoko značilna. Tuje banke torej praviloma dodelijo poslovnim subjektom boljše bonitetne ocene kot druge banke. Slamnate spremenljivke za posamezne banke v Modelu D so značilne, kar kaže na individualne odklone pri razvrščanju poslovnih subjektov posameznih bank od povprečja. Rezultati modelov B, C in D so prikazani v tabelah 7, 8 in 9.

Če primerjamo klasifikacijo komitentov pri vseh bankah skupaj z bankami, ki so v večinski tuji lasti, vidimo, da slednje svoje komitente ocenjujejo bolje (jih razporejajo v višje bonitetne razrede) kot druge banke. To lahko kaže, da premalo upoštevajo tveganja in podcenjujejo delež neizterljivih terjatev, ker želijo pridobiti večji tržni delež. Tuje banke torej manj pazijo na tveganost svojih terjatev in bolj poudarjajo pridobivanje novih komitentov in povečanje svojega tržnega deleža, ob tem pa so njihove rezervacije za neizterljive terjatve manjše, kot bi morale biti ob upoštevanju povprečne klasifikacije komitentov vseh bank.

Tabela 8: Rezultati modela C

Spremenljivka	Koeficient	Standardna napaka	z	P > z
dis_kap	-0,0217584***	0,0014127	-15,40	0,000
lik	-0,0055172**	0,0025304	-2,18	0,029
s_lik	0,0054567**	0,0023099	2,36	0,018
kaz21	-0,0819416***	0,0268138	-3,06	0,002
l_krat_zad	0,2175290***	0,0497326	4,37	0,000
s_povp	-0,0300881**	0,0149683	-2,01	0,044
l_povp	-0,0644216**	0,0282428	-2,28	0,023
rel_cena	-0,1877581*	0,1111951	-1,69	0,091
let04	0,8757080***	0,0781807	11,20	0,000
let05	0,5925378***	0,0806856	7,34	0,000
let06	0,9560197***	0,0809245	11,81	0,000
let07	1,2290991***	0,0823937	14,92	0,000
let08	1,3279496***	0,0837577	15,85	0,000
d2t_banke	-0,4138803***	0,1101449	-3,76	0,000
μ_1	0,3063136**			
μ_2	2,1803698***			
μ_3	2,9701796***			
μ_4	4,0478875***			
			N = 7886	
			$\chi^2(14) = 677,66$ ***	

Opomba: *, ** in *** označujejo statistično značilnost koeficientov pri 10%, 5% oziroma 1% stopnji tveganja.

Tabela 9: Rezultati modela D¹²

Spremenljivka	Koeficient	Standardna napaka	z	P > z
dis_kap	-0,0191124***	0,0013029	-14,67	0,000
lik	-0,0040341	0,0025952	-1,55	0,120
s_lik	0,0044424*	0,0023712	1,87	0,061
kaz21	-0,0924337***	0,0318515	-2,90	0,004
l_krat_zad	0,3065571***	0,0555760	5,52	0,000
s_povp	-0,0318596**	0,0161879	-1,97	0,049
l_povp	-0,0629702*	0,0324124	-1,94	0,052
rel_cena	-0,1974652*	0,1136248	-1,74	0,082
let04	0,8720431***	0,0794999	10,97	0,000
let05	0,5960623***	0,0825480	7,22	0,000
let06	0,9573295***	0,0830195	11,53	0,000
let07	1,2147079***	0,0842980	14,41	0,000
let08	1,2935749***	0,0859266	15,05	0,000
μ_1	1,8634266***			
μ_2	3,7624863***			
μ_3	4,5512367***			
μ_4	5,6432024***			

Opomba: *, ** in *** označujejo statistično značilnost koeficientov pri 10%, 5% oziroma 1% stopnji tveganja.

4. NADALJNJA UPORABA MODELA IN NADALJNJE DELO

Novi kapitalski sporazum, ki ga pripravlja Banka za mednarodne poravnave v Baslu – delovno poimenovan Basel II – naj bi bil prilagojen kompleksnejšemu poslovanju bank na denarnih in kapitalskih trgih. V posameznih bankah bo tako prišlo do prerazporeditve kapitala glede na različne stopnje tveganja posameznih bančnih poslov. V nekaterih bankah bo po eni strani verjetno prišlo do kapitalskih prihrankov pri kreditnih tveganjih, hkrati pa bo zaradi operativnega tveganja treba zbrati več kapitala. Bolj, ko bodo banke odporne proti vsem vrstam bančnih tveganj, bolj bodo konkurenčne in uspešne tudi na evropskem finančnem trgu. Banka Slovenije bo interne in zunanje bonitetne ocene slovenskih podjetij pri univerzalnih standardih oziroma direktivah o kapitalskih zahtevah prilagodila specifičnim razmeram v Sloveniji. Temeljni problem za uporabo standardiziranega pristopa za merjenje kapitalske ustreznosti v slovenskih bankah, je pomanjkanje zunanjih bonitetnih ocen za podjetja, saj je trenutno v Sloveniji zanemarljivo majhno število podjetij, ki jih imajo. Predvidena je podrobnejša granulacija bonitetnih razredov, in sicer iz obstoječih petih na (vsaj) devet razredov. Tu se pokaže neposredna uporaba našega modela pri določanju bonitetne ocene slovenskih podjetij po standardih novega kapitalskega sporazuma Basel II, saj namesto obstoječih petih razredov njegova zasnova omogoča poljubno delitev kreditnega portfelja na večje ali manjše število bonitetnih razredov z eksogeno določitvijo meja (kritičnih vrednosti latentne spremenljivke) med posameznimi bonitetnimi razredi. Po EU Direktivi je predpisanih minimalno sedem bonitetnih razredov za plačnike in en za neplačnike, medtem ko uporabljajo svetovno priznane agencije med 9 in 21 bonitetnih razredov.

Glede na zasnovo modela, bi ta omogočala njegovo uporabo pri priznavanju različnih bonitetnih agencij s strani BS. Model bi tako lahko služil BS kot pomoč pri ocenjevanju rezultatov modelov zunanjih bonitetnih agencij pri standardiziranem pristopu za izračun kapitalskih zahtev za kreditno tveganje.

¹² Izpustili smo prikaz rezultatov za slamnate spremenljivke za posamezne banke.

Model lahko uporabljamo tudi za kalibriranje modelov. V tem primeru bi poslovna banka svoj interni statistični bonitetni model predložila v oceno BS, kjer rezultate tega modela primerjamo z rezultati v tej analizi opisanega modela.

Pri analizi letnih podatkov se je izkazalo, da brez nadaljnje analize podatkov na četrtnetni ravni ne moremo zanesljivo določiti razlogov za povečano aktivnost oz. večje spreminjanje bonitetnih ocen poslovnih subjektov. Bilančni podatki so res na voljo le na letni ravni, zato pa lahko poiščemo sorodne podatke iz baze prejemkov in izdatkov podjetij, ki je mesečna baza. Banke v kreditnem portfelju četrtnetno ocenjujejo kvaliteto svojega kreditnega portfelja in kreditna tveganja na podlagi bonitetnih ocen komitentov, kar omogoča četrtnetno spremljanje sprememb bonitetnih ocen komitentov. Uporaba teh podatkov bi omogočila spremljanje finančne stabilnosti bančnega sektorja na mesečni oziroma četrtnetni ravni.

Če model omejimo na določeno področje po SKD in vključimo zanj značilne spremenljivke, lahko pridemo do boljšega razumevanja poslovanja tega področja. Take raziskave omogočajo analizo uspešnosti poslovanja po posameznih področjih SKD. Z njimi tudi spoznavamo strukturo poslovnega sektorja, so podlaga za ovrednotenje in določanje položaja posameznih dejavnosti in regij, uporabljamo pa jih tudi pri primerjalni analizi posameznega podjetja z dejavnostjo, regijo in z najboljšimi. Take vrste analiz so npr. v ECB že dobro razvite.

Predstavljeni model se lahko uporabi tudi pri stres testih. Z njim namreč lahko ocenimo vpliv pričakovanih šokov v likvidnosti in zadolženosti podjetij in samostojnih obrtnikov na strukturo kreditnega portfelja in kakšne so posledice za bančni sektor.

5. POVZETEK

V analizi smo uporabili mnogočlenski vrstilni probit model slučajnih individualnih učinkov za panelne podatke. Predstavljeni model z eno izbrano latentno spremenljivko (bonitetno oceno poslovnega subjekta) glede na vrednost izbranih kazalnikov razporedi poslovne subjekte z določeno stopnjo tveganja v bonitetne razrede in analizira pričakovano porazdelitev poslovnih subjektov med bonitetnimi razredi. Model omogoča ocenjevanje kreditnega tveganja glede na izbrane bonitetne razrede. Trenutni sklep o razvrščanju terjatev določa pet bonitetnih razredov, kar je bilo upoštevano pri razvoju modela, vendar njegova zasnova omogoča poljubno delitev kreditnega portfelja na večje ali manjše število bonitetnih razredov z eksogeno določljivo mejo med posameznimi bonitetnimi razredi.

Višji rang poslovnega subjekta v distribuciji kapitala, večji delež denarnega toka iz poslovanja v prihodku, dobra likvidnost, večje povpraševanje in razmerje med prodajnimi in vhodnimi cenami izboljšujejo bonitetno oceno poslovnega subjekta, medtem ko večja kratkoročna zadolženost poslovnega subjekta v predhodnem obdobju in prekomerno povečanje likvidnosti pomenita slabšo boniteto poslovnega subjekta. Ko primerjamo, kako banke razvrščajo poslovne subjekte v bonitetne razrede, ugotovimo, da velike banke nekoliko bolj konservativno ocenjujejo kvaliteto poslovnega subjekta, vendar ne odstopajo značilno od povprečja. V nasprotju pa tuje banke poslovnim subjektom praviloma dodelijo boljše bonitetne ocene kot druge banke.

V nadaljnjem delu bomo model uporabili na celotni bazi podatkov. Glede na potrebe oddelkov v Banki Slovenije bomo model še nadalje razvijali. Predvidoma ga bomo uporabljali pri stres testih, priznavanju zunanjih bonitetnih agencij pri standardiziranem pristopu za izračun kapitalskih zahtev za kreditno tveganje in kalibriranju bonitetnih

statističnih modelov. Z uporabo razpoložljivih podatkov iz baze prejemkov in izdatkov podjetij in kreditnega portfelja bomo lahko spremljali finančno stabilnost bančnega sektorja na mesečni oziroma četrtni ravni. Vse to bo omogočilo poglobljeno analizo razumevanja kreditnih tveganj v slovenskem bančnem sektorju.

LITERATURA:

- Bole V.: *Eksogeni šoki in solventnost gospodarstva*, študija, pripravljena za MF, 2003.
- Butler J. S., Moffitt R.: *A Computationally Efficient Quadrature Procedure for the One-Factor Multinomial Probit Model*, *Econometrica* 50, str. 761–764, 1982.
- Ender P.B.(1): *Ed231C: Ordered Logistic Models*,
<http://www.gseis.ucla.edu/courses/ed231c/notes2/ologit.html>.
- Ender P. B.(2): *Ed 231C: Probit Regression Models*,
<http://www.gseis.ucla.edu/courses/ed231c/notes3/probit1.html>.
- Garson G.D.: *Log-Linear, Logit, and Probit Models*, PA 765 Statnotes: An Online Textbook,
<http://www2.chass.ncsu.edu/garson/pa765/logit.htm>.
- Green V. H.: *Econometric Analysis*, Prentice Hall, New Jersey, str. 875–878, 2000.
- Hunter J., Isachenkova N.: *A Panel Analysis of UK Industrial Company Failure*, ESRC Centre for Business Research, University of Cambridge, Working Paper No. 228, marec 2002.
- Prašnikar J., Bole V., Koman M., Ahčan A.: *Občutljivost izvoznega gospodarstva na zunanje šoke*, študija pripravljena za MF, 2003.
- Šuler T., *Bonitetne ocene podjetij (Analiza prehodnih matrik)*, Banka Slovenije, december 2001.
- Zavodnik E., Šušterič M.: *Priprava slovenskih bank na spremembe kapitalskega sporazuma – Basel II*, *Bančni vestnik*, 11/2003.
- Poslovanje gospodarskih družb v letu 2002, Projekt – Kazalniki GZS, zvezek 6, letnik 10, SKEP GZS, avgust 2003.
- Uradni list Republike Slovenije, št. 24/02, Sklep o razvrstitvi aktivnih bilančnih in zunajbilančnih postavk bank in hranilnic.