

MODEL OSJETLJIVOSTI PORTFELJA ZA ANALIZU KREDITNOG RIZIKA UZROKOVANOG STRUKTURNIM I MAKROEKONOMSKIM PROMJENAMA

dr. sc. Goran KLEPAC*
Raiffeisen Bank Austria, Zagreb

Stručni članak**
UDK: 657.92(035)
JEL: G21

Sažetak

U ovom se radu predlaže novi model analize osjetljivosti portfelja. On je prikladan za potporu odlučivanju u financijskim institucijama, poglavito u planiranju portfelja i njegovu upravljanju. Glavna prednost modela jest mogućnost izrade simulacija za prognoziranje kreditnog rizika u slučajevima virtualnih promjena strukture portfelja i/ili makroekonomskih čimbenika. Model se temelji na holističkom pristupu upravljanju portfeljem objedinjavanjem svih organizacijskih segmenata u procesu kao što je marketing, poslovanje s građanstvom i rizik.

Ključne riječi: analiza portfelja, kreditni rizik, ponderiranje, bodovanje, rudarenje podataka, analiza osjetljivosti, potpora odlučivanju, Bayesove mreže, BASEL II

1. Uvod

Kvalitetno upravljanje kreditnim rizikom portfelja ključna je komponenta financijskih institucija i njihova funkcioniranja. Sa stajališta kreditnog rizika, glavni cilj idealnog upravljanja portfeljem jest održavanje kreditnog rizika na razini koja omogućuje barem iste financijske rezultate ili prihvaćanje većeg rizika radi odgovarajućih boljih financijskih rezultata.

Osnovni je cilj stjecanje takvih klijenata (i “prodaja” tim klijentima takvih vrsta proizvoda) da njihov granični doprinos ukupnom riziku portfelja bude minimalan. Uvijek

* Autor zahvaljuje trima recenzentima na njihovim prijedlozima i komentarima.

** Primljeno (*Received*): 1.6.2008.

Prihvaćeno (*Accepted*): 16.12.2008.

postoji mogućnost povećanja rizika u portfelju zbog promjene poslovnih ili tržišnih uvjeta odnosno pogoršanja dužnikova profila rizičnosti, a te promjene mogu rezultirati poslovnim gubitkom.

Objavljeni su brojni radovi koji se bave modeliranjem kreditnog rizika (Muromacchi, 2004; Andrade i Sicsú, 2005; Madhur i Thomas, 2007; Mihail, Cetina i Orzan, 2007). U nekim rješenjima dominira upotreba jedne statističke metode kao što je Coxov model proporcionalnog hazarda (Madhur i Thomas, 2007), ili korištenje statističke raspodjele koja najbolje odgovara gubitku po kreditima u svakom segmentu portfelja (Andrade i Sicsú, 2005). Autori različitih radova pristupaju spomenutom problemu sa stajališta nacionalne ekonomije (Andrade, 2005), dok se u nekima uzimaju u obzir makroekonomski čimbenici, kao i potencijalno vrlo zanimljivi čimbenici u ocjenjivanju rizika portfelja (Madhur i Thomas, 2007). Mihail predlaže model za ocjenjivanje kreditnog rizika (Mihail, Cetina i Orzan, 2007).

I struktura portfelja i potencijalni rizik portfelja izravno su povezani s donošenjem strateških poslovnih odluka koje vode širenju portfelja. Ne može se zanemariti činjenica da tržišni uvjeti i makroekonomski čimbenici mogu povećati ili smanjiti rizik postojećeg portfelja. To znači da rizikom portfelja možemo upravljati donošenjem strateških poslovnih odluka o tome na koje bismo segmente tržišta trebali usmjeravati nove promidžbene kampanje. Usto, u postojećem se portfelju može pokazati određeni utjecaj na rizik različitih makroekonomskih promjena, što također znači da pridošlice (novi korisnici nekoga rizičnog proizvoda) mogu također pokazati utjecaj na rizik određenih makroekonomskih promjena u budućnosti. Nove promidžbene kampanje i novi korisnici zasigurno mijenjaju strukturu globalnog portfelja. Nakon promjena te strukture portfelj može rezultirati različitim ponašanjem prema makroekonomskim promjenama.

Sve to navodi nas na pitanje: kako simulirati sve te postupke i kako oblikovati sustav/model potpore odlučivanju koji bi odgovarao svim situacijama? Navedeni radovi ne nude neko opće rješenje svih problema koje bi služilo kao sustav/model potpore odlučivanju. Menadžeri često donose odluke u uvjetima nesigurnosti, te stoga može biti korisno simulirati posljedice poslovnih odluka uzimanjem u obzir postojeće strukture portfelja i njegove osjetljivosti na makroekonomske promjene s određenom statističkom sigurnošću. Na primjer, u fazi planiranja promidžbene kampanje korisno je znati povećava li se ili smanjuje rizik ako se usmjerimo na neku određenu populaciju umjesto da se koristimo samo "informiranim pogađanjem".

Na osnovi svih navedenih činjenica dolazimo do zaključka da je sustav/model za simuliranje posljedica poslovnih odluka o riziku koristan za upravljanje kreditnim rizikom portfelja. Taj model treba slijediti novije promjene u portfelju i uzimati ih u obzir u sljedećem simulacijskom ciklusu. Kao što je već rečeno, model utječe na strateško planiranje, što znači da ima konsolidacijsku ulogu, te simulacija rezultira poslovnim odlukama koje su usko povezane s poslovima marketinga i maloprodaje, i u kojima se rezultati simulacije primjenjuju u marketingu maloprodaje/poslovanja MSP-a, itd.

Cilj ovog rada jest prikazati sinergiju primjene tehnika bodovanja kredita i tehnika ponderiranja za simulaciju kreditnog rizika portfelja. Izložiti ćemo osnovne teorijske postavke tog rješenja, koje se sastoji od modela bodovanja i tehnika ponderiranja, te prikazati rješenje s javnim podacima korištenjem spomenutih modela i Bayesove mreže.

2. Osnovne teorijske postavke

2.1. Osnove modela osjetljivosti portfelja

Kreditni rizik portfelja promatrat ćemo kroz perspektivu nesigurnosti otplaćivanja dospjelih obveza. To podrazumijeva procjenjivanje koji će klijenti ispunjavati svoje obveze plaćanja, a koji neće. Za tu se svrhu mogu koristiti pristupni modeli bodovanja (*application scorecards*) i modeli bodovanja koji uzimaju u obzir ponašanje dužnika (*behavior scorecards*). Pristupni modeli bodovanja služe za ocjenjivanje potencijalnog rizika novih klijenata koji bi trebali postati dio portfelja. U vezi s time određujemo granični broj bodova koji je ključan za odlučivanje hoćemo li klijentu odobriti neki rizični proizvod ili ne. Bodovanje koje uzima u obzir ponašanje dužnika služi za ocjenu vjerojatnosti kašnjenja u otplati za postojeće klijente u portfelju tijekom određenoga budućeg vremenskog razdoblja (BCBS, 2004).

To znači da se pristupni model bodovanja primjenjuje u postupku odobravanja nekoga rizičnog proizvoda, a bodovanje koje uzima u obzir ponašanje dužnika služi za ocjenjivanje postojećih korisnika rizičnog proizvoda nakon procesa odobravanja, kada su oni već u našem portfelju.

Vjerojatnost kašnjenja u otplati kredita u našem modelu osnovno je mjerilo ocjenjivanja koje se može proširiti i na druge mjere profitabilnosti ili izračune RWA (rizikom ponderirane imovine).

Pristupno bodovanje i bodovanje koje uzima u obzir ponašanje dužnika osnova su za predloženi model ocjenjivanja rizika koji se temelji na vjerojatnosti kašnjenja u otplati kredita.

Osnovna je zamisao primijeniti modele bodovanja na ponderirani portfelj. Ponderi se mogu temeljiti na rizičnim faktorima uočenima tijekom postupka univarijantne analize kojom se otkrivaju ključni činitelji rizika, što je uobičajeni postupak u razvijanju modela bodovanja. Ponderi se također mogu konstruirati uz pomoć rizičnih makroekonomskih čimbenika. Kad je riječ o spomenutim dvama korištenim modelima bodovanja, treba razlikovati pristupne čimbenike od čimbenika ponašanja.

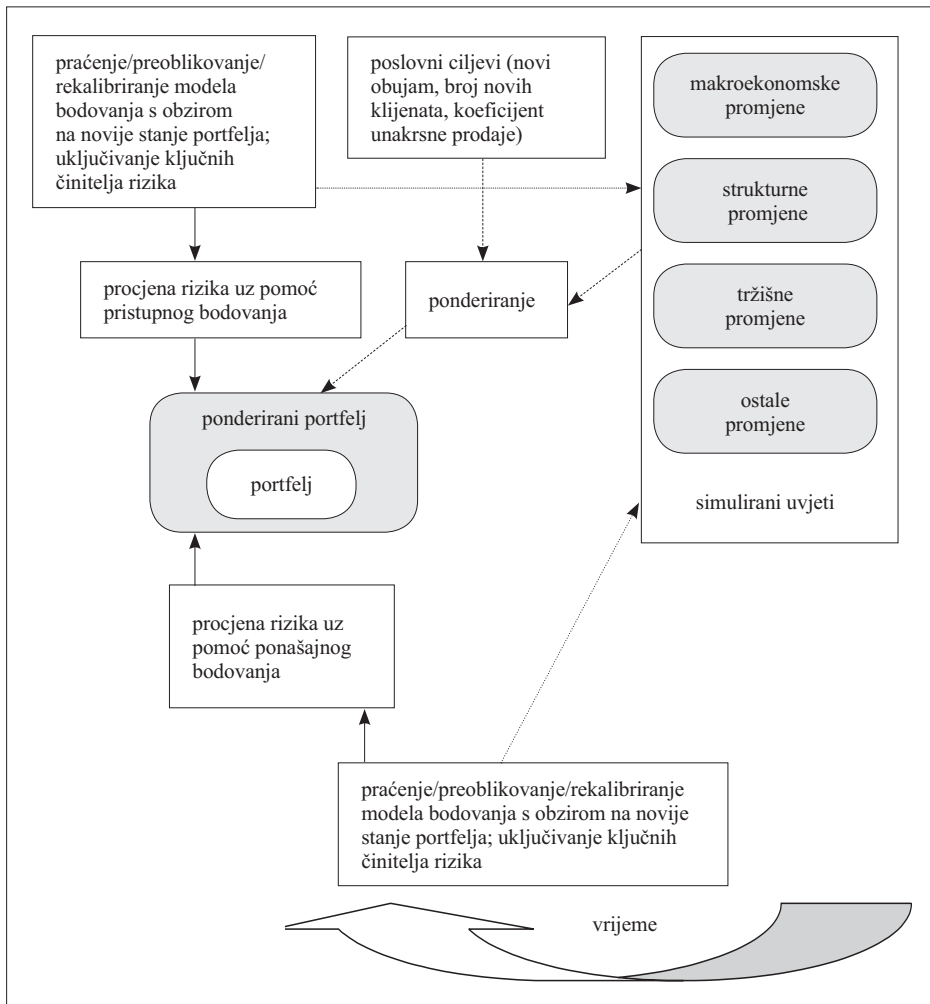
To znači da ćemo, analiziramo li posljedice za rizik portfelja koje bi imala strateška odluka o povećanju našeg portfelja za 1.000 novih klijenata mlađe populacije na nekom području, na ponderirani portfelj primijeniti pristupni model bodovanja. Želimo li pak analizirati posljedice povećanja cijena nafte i devalvacije za rizik portfelja, primijenit ćemo model bodovanja koji uzima u obzir ponašanje dužnika na ponderirani portfelj.

Činjenica je da portfelj ne bi trebao biti osjetljiv ili bitno osjetljiv na sve potencijalne strukturne ili makroekonomske promjene. Čimbenik koji najviše utječe na osjetljivost portfelja treba odrediti postupkom univarijantne analize.

Na ponderirani portfelj možemo primijeniti i oba modela bodovanja želimo li analizirati posljedice za rizik portfelja koje bi imala strateška odluka o povećanju našeg portfelja za 3.000 novih klijenata mlađe populacije na nekom području, uz uvjet rasta cijena nafte i devalvacije.

Kako vrijeme prolazi, portfelj se sve više približava dospijeću, te može mijenjati svoje karakteristike rizika. To znači da neki čimbenici koji su se smatrali bitnima za ocjenu rizika zbog stjecanja novih klijenata mogu izgubiti važnost na određeni rok. Takve strukturne promjene u portfelju nose i neke nove bitne faktore rizika. Nove odrednice portfelja koje znatno utječu na rizičnost portfelja mogu se utvrditi periodičnim praćenjem i rekalibriranjem modela bodovanja. Te sastavnice čine osnovu našeg modela osjetljivosti portfelja. Slika 1. prikazuje osnovnu strukturu predloženog modela osjetljivosti portfelja koji ima spomenuta obilježja. To je ciklički proces sa sinergijskim učinkom koji ovisi o vremenu.

Slika 1. Osnovna struktura predloženog modela osjetljivosti portfelja



Izvor: autor

2.2. Korištenje modelâ bodovanja kredita

Modeli bodovanja imaju ključnu ulogu u modelu, a obično se temelje na logističkoj regresiji prikazanoj jednadžbama (1) i (2) (Norušis, 1999).

$$P = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad (1)$$

Z je linearna kombinacija nezavisnih varijabla.

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (2)$$

Nezavisne varijable u modelu odabrane su tijekom analize relevantnosti atributa (univarijantne analize). Te varijable zadovoljavaju kriterije najveće moći predviđanja za predviđanje kašnjenja u otplati kredita. To znači da se nezavisne varijable mogu koristiti i u analizi osjetljivosti. Važno je naglasiti mogućnost da neke varijable s velikom moći predviđanja kašnjenja u otplati kredita zbog svoje visoke korelacije s nekim varijablama u modelu bodovanja budu isključene iz modela. Te se varijable mogu uključiti u analizu osjetljivosti putem Bayesovih mreža.

Umjesto logističke regresije, mogli bismo se poslužiti i neuralnim mrežama, stabilna odlučivanja i drugim metodama izrade modela bodovanja, koje se također mogu upotrijebiti u modelu za analizu osjetljivosti.

Velik doprinos modela bodovanja razvoju modela osjetljivosti portfelja jest primjena rezultata univarijantne analize dobivenih u procesu razvijanja bodovnih tablica.

Ti rezultati pokazuju snagu nezavisnih varijabla u predviđanju vjerojatnosti kašnjenja u otplati kredita.

2.3. Postupak ponderiranja

Portfelj se može promatrati na osnovi sadašnjega ili prijašnjeg stanja portfelja, pri čemu uzimamo u obzir realno sadašnje ili prošlo stanje portfelja. Takav pristup ne omogućuje analizu *što ako*. Za poduzeće je važno procijeniti buduće posljedice sadašnjih poslovnih odluka. To znači da menadžeri moraju imati mogućnost smanjenja neizvjesnosti u procesu poslovnog odlučivanja. Neizvjesnost se može smanjiti analizom postojećega i prijašnjeg stanja portfelja, iako bi precizniji način bio primjena analize portfelja *što ako*. To se može postići ponderiranjem postojećeg portfelja. Ponderi utječu na obujam portfelja i promjenu njegove strukture. Ako tijekom univarijantne analize otkrijemo nekoliko bitnih čimbenika koji značajno utječu na rizik portfelja, možemo primijeniti scenarije *što ako* koristeći se ponderima. To znači da možemo virtualno povećati obujam portfelja uključivanjem članova rizičnih osobina. Scenarij *što ako* možemo primijeniti i mijenjanjem strukture portfelja u kojoj rizični parametri imaju veći utjecaj na jednak obujam portfelja.

Korištenje tih dvaju pristupa ovisi o krajnjem cilju analize/poslovnoj odluci.

Na primjer, želimo li u vezi s novom promidžbenom kampanjom za privlačenje novih članova portfelja (klijenata) iz nekog područja i za povećanje obujma portfelja od 5% znati

kako će se parametri rizika ubuduće mijenjati u uvjetima velike devalvacije, koristit ćemo se ponderima koji će virtualno povećati obujam portfelja za 5%, te povećati broj članova portfelja s opisanim karakteristikama. Želimo li, primjerice, znati kako će različite strukture portfelja istog obujma utjecati na rizik portfelja (npr. pretežito mlađa populacija s niskim prihodima), koristit ćemo se ponderima za promjenu strukture portfelja.

U početku su se tehnike ponderiranja upotrebljavale za ispravljanje anketnih pogrešaka, kada uzorak ispitanika nije bio reprezentativan za populaciju (Sarraf i Chen, 2007). Naš je osnovni cilj prikaz predviđene populacije portfelja u budućnosti kao populacije u anketama, što nas navodi na primjenu tehnika ponderiranja.

Za to su nam na raspolaganju dvije vrste tehnika ponderiranja (Sarraf i Chen, 2007; Maletta, 2006).

Izračunavanje pondera razmjera (engl. scale weight)

$$w_i = \frac{P_i}{R_i} \quad (3)$$

Pritom je w_i ponder razmjera, P_i broj podskupine populacije s obzirom na i , R_i broj podskupine ispitanika s obzirom na i , a i indeks podskupine.

Izračunavanje pondera proporcije (engl. proportional weight)

$$w_p = \frac{\text{postotak populacije}}{\text{postotak ispitanika}} = \frac{\frac{P_i}{P_{total}}}{\frac{R_i}{R_{total}}} \quad (4)$$

Pritom je w_p razmjerni ponder, P_i broj podskupine populacije s obzirom na i , R_i broj podskupine ispitanika s obzirom na i , P_{total} ukupni broj članova populacije, R_{total} ukupni broj ispitanika, a i indeks podskupine.

Ponderom razmjera koristit ćemo se za mjerenje učinaka promjena strukture i obujma portfelja.

Ponder proporcije služit će nam za mjerenje učinaka strukturnih promjena u istom obujmu portfelja.

2.4. Uloga Bayesovih mreža

Ponderiranje se može primjenjivati kada želimo pratiti promjene u portfelju izazvane promjenama u samo nekoliko ključnih varijabla. Želimo li pratiti promjene u portfelju izazvane promjenama u većem broju varijabla (npr. pet ili više), vrlo je teško provesti analizu scenarija s ponderiranjem. To je moguće, ali vrlo nepraktično i teško, pa se stoga bolje koristiti Bayesovim mrežama.

Bayesove se mreže temelje na uvjetnoj vjerojatnosti i zahtijevaju stručno poznavanje dotičnoga poslovnog područja za uspostavljanje veza među varijablama. "Bayesove mreže određuju zajedničke raspodjele uvjetnih vjerojatnosti" (Han, 2001).

Bayesove mreže grafički su prikazane kao povezani čvorovi koji se sastoje od tablica uvjetnih vjerojatnosti. Uz pomoć Bayesove mreže izračunavaju se zajedničke vjerojatnosti s obzirom na kreirani model.

Te se mreže mogu upotrijebiti i za mjerenje rizika, kada postoji sinergijski učinak utjecaja varijabla zbog promjena u velikom broju varijabla.

Gledano sa stajališta iskustva, opisane bi tehnike ponderiranja mogle biti dovoljne za te svrhe jer smo već univarijantnom analizom utvrdili koje varijable imaju najveći utjecaj na kreditni rizik portfelja. Predloženi model ponderiranja često obuhvaća samo četiri varijable. Katkad, kada želimo izraditi složeni model kombiniranjem nekoliko makroekonomskih faktora s ključnim varijablama utvrđenima uz pomoć univarijantne analize, bolje je primijeniti Bayesove mreže. Razlog tome je činjenica da se Bayesovim mrežama može mnogo bolje pratiti sinergija među varijablama nego uz pomoć logističke regresije, a one imaju i module za analizu osjetljivosti, kada mijenjamo stanja vjerojatnosti nekoliko varijabla.

2.5. Očekivani ishodi

Nositelji poslovnog odlučivanja žele precizne i razumljive informacije koje su ključne za kvalitetno poslovno odlučivanje. S obzirom na to, rezultati analize trebaju se organizirati na način da pokazuju predviđene uzroke poslovnih odluka.

Predloženi model to omogućuje jer se očekivani ishod modela može prikazati u obliku *što ako* (npr. ako se portfelj uključivanjem populacije srednje životne dobi koja živi u području X poveća za 6%, možemo očekivati povećanje trenda rizika, tj. kašnjenje u otplati kredita, za 0,8%).

Drugi važan moment jest da možemo izračunati profitabilnost i mogući gubitak uzrokovan proširenjem portfelja rizičnom populacijom, što pokazuje da gubitke možemo pokriti povećanjem dobiti.

U modelu se također mogu uzeti u obzir makroekonomski čimbenici kao što je povećanje cijena nafte, devalvacija itd. U tom slučaju nositelji odlučivanja mogu predvidjeti postotak povećanja trenda rizika (kašnjenja u otplati) ako se očekuje devalvacija i/ili povećanje cijena nafte, a uključivanjem mlađe populacije namjeravamo povećati obujam portfelja za 7%.

3. Provjera hipoteze na temelju javnih podataka

3.1. Opis datoteke

Koristimo se testnom datotekom iz knjige *Credit Scoring and its Applications*¹ (Thomas, Edelmann i Crook, 2002).

Tablica 1. prikazuje rječnik podataka preuzet iz te knjige.

¹ *Bodovanje kredita i njegove primjene; nap. prev.*

Tablica 1. Opis korištenih podataka

Naziv varijable	Opis	Šifre
starosna dob	godina rođenja (za izračun starosne dobi)	ako je nepoznata, uzima se 99.
nkid	broj djece	broj
Dep	broj ostalih uzdržavanih čl. obitelji	broj
phon	kućni telefon	1 – da, 0 – ne
sinc	prihodi supružnika	
Aes	status zaposlenja tražitelja kredita	V – državni sektor W – kućanica M – vojska P – privatni sektor B – javni sektor R – umirovljenik E – samozaposlena osoba T – student U – nezaposleni N – ostali Z – bez odgovora
dainc	prihodi tražitelja kredita	0 označava tražitelja bez prihoda ili klijent nije naveo podatke o prihodima
Res	stambeni status	O – vlasnik F – podstanar u namještenom stanu U – podstanar u nenamještenom stanu P – s roditeljima N – ostalo Z – bez odgovora
dhval	vrijednost kuće	0 – bez odgovora ili nije vlasnik 000001 – vrijednost nula blank – bez odgovora
dmort	nepodmireno stanje hipoteke	0 – bez odgovora ili nije vlasnik 000001 – stanje nula prazno – bez odgovora
doutm	izdaci za hipoteku ili najamninu	
doutl	izdaci za kredite	
douthp	izdaci za kupnju na otplatu	
doutcc	izdaci za kreditne kartice	
loša	dobar/loš pokazatelj	1 – dobar 0 – loš

Izvor: knjiga *Credit Scoring and Its Applications* (Thomas, Edelman i Crook, 2002)

U prvoj su fazi karakteristike podataka analizirane uz pomoć deskriptivne statistike. Kao što navode autori (Thomas, Edelman i Crook, 2002), pripremljena je datoteka promijenjena, ali loša kvaliteta podataka nije dovela do gubitka podataka.

Datoteka u navedenoj knjizi služi kao uzorak podataka za bodovanje kredita. U našem primjeru datoteka se koristi kao podaci o portfelju na osnovi kojih će se analizirati osjetljivost portfelja. Taj ćemo uzorak najprije primijeniti za pristupno bodovanje (bankovnih) kredita.

3.2. Razvijanje modela bodovanja kredita

Uz pomoć datoteke najprije smo razvili model bodovanja kredita. Kao rezultat univarijantne analize dobili smo vrijednosti informacija (VI) za svaki atribut u uzorku.

Tablica 2. prikazuje moć predviđanja za svaku varijablu u uzorku s obzirom na dobar/loš pokazatelj (predviđanje kašnjenja otplate).

Tablica 2. Vrijednosti informacija

Atribut	Vrijednost informacije
Dob	0,287000000
dainc	0,267672156
Aes	0,176406850
doutcc	0,090116714
doutm	0,078226250
Res	0,059269664
dmort	0,039024278
sinc	0,029209627
douthp	0,023617316
doutl	0,022905496
dhval	0,018834036
phon	0,009115428
Dep	0,003923339
nkid	0,001700000

Izvor: autorov izračun

Na osnovi vrijednosti informacija dobivamo prilično jasnu sliku osjetljivosti portfelja i ključnih pokazatelja rizika. Atributi koji imaju glavnu ulogu u predviđanju kašnjenja u otplati jesu atributi s najvećim vrijednostima informacija u uzorku. To su ključne varijable za razvijanje modela osjetljivosti portfelja. Varijable s najvećim vrijednostima informacija imaju najveći utjecaj na rizik portfelja.

Ako razvijamo model bodovanja kojim se uzima u obzir ponašanje dužnika, u izračun vrijednosti informacija možemo uključiti i makroekonomske varijable, sezonska kolebanja (Klepac, 2007) i druge varijable ponašanja.

Vrijednost informacija pokazuje nam koje su varijable prikladne za ocjenjivanje osjetljivosti portfelja. Varijable s malim vrijednostima informacija imaju vrlo slab utjecaj na rizik portfelja i, teoretski, njihova uloga u povećanju kreditnog rizika portfelja nije bitna.

U predviđanju uz pomoć tog modela trebamo se usredotočiti na varijable s visokim vrijednostima informacija.

Nakon kreiranja binarne (*dummy*) varijable i korelacijske analize podataka, izrađen je model bodovanja primjenom binomne logističke regresije (1), (2).

Tablica 3. donosi konačni model bodovanja.

Tablica 3. Model bodovanja

Koeficijenti (binomna logistička regresija)	B
prihodi tražitelja kredita USD 1-12.000	-,076
prihodi tražitelja kredita USD 12.001- 34.650	,151
status zaposlenja tražitelja (W, R, Z, U)	-,815
izdaci za kreditne kartice, USD 1-200	,368
izdaci za kreditne kartice > USD 201	1,397
dob: 36 – 65	,309
konstanta	,806

Izvor: autorov izračun

Model bodovanja bitan je u posljednjoj fazi ocjenjivanja rizika portfelja. U sadašnjoj fazi ponderi utječu na dobar/loš pokazatelj, i nije nam potrebna funkcija bodovanja. U kasnijoj fazi (poglavito pri bodovanju koje uzima u obzir ponašanje dužnika), kada moramo predvidjeti za koga postoji najveća vjerojatnost kašnjenja otplate kredita, potreban nam je model bodovanja. Sljedeći korak nakon primjene funkcije bodovanja na uzorku podataka obuhvaća korištenje tehnika ponderiranja za analizu osjetljivosti na kreditni rizik.

3.3. Ponderiranje

Univarijantna analiza pokazuje koji su atributi najvažniji za predviđanje kašnjenja otplate. To znači da bi značajne promjene u strukturi portfelja vezane za atribute s najvećim vrijednostima informacija zasigurno utjecale na kreditni rizik portfelja.

Dva najvažnija atributa u korištenom uzorku jesu dob i prihodi tražitelja kredita. Tijekom univarijantne analize utvrdili smo značajne podskupine atributa (što je uobičajeni postupak tijekom razvijanja modela bodovanja).

Pretpostavimo da želimo ispitati vlastiti portfelj s obzirom na dva najvažnija atributa koji imaju najveći utjecaj na kreditni rizik portfelja. To možemo učiniti unakrsnim tabliciranjem spomenutih varijabla s obzirom na utvrđene značajne podskupine unutar varijabla. Rezultati provedene analize navedeni su u tablici 4.

Tablica 4. Unakrsno tabeliranje na uzorku podataka prema prihodima i starosnoj dobi tražitelja kredita

		Prihodi tražitelja kredita (USD)			
		< = 0	1-12.000	12.001-34.650	34.651+
Starosna dob	< = 35	68	28	85	27
	36 – 65	74	79	460	217
	66+	64	59	63	1

Izvor: autorov izračun

Pretpostavimo da planiramo stjecanje novih klijenata i da bismo željeli privući ciljane klijente uzimajući u obzir povećanje općeg obujma portfelja, ali i povećanje broja članova promatranih podskupina u portfelju. Budući da znamo kako u našem primjeru prihodi i starosna dob tražitelja kredita imaju najveći utjecaj na kreditni rizik portfelja, mogli bismo pretpostaviti da će se obujam portfelja povećati za približno 55% (676 novih klijenata). Želimo znati hoće li kreditni rizik portfelja biti manji ili veći ako se promidžbena kampanja usmjeri na posebne segmente portfelja (v. masno otisnute vrijednosti u tablici 5. koje označuju promjene u portfelju).

Italic otisnute vrijednosti u tablici 5. označuju planirane nove vrijednosti u segmentima portfelja. Važno je imati na umu da izračunavamo rizik kreditnog portfelja za promatrano razdoblje tijekom razvijanja modela bodovanja. Ono obično iznosi jednu godinu. To znači da izvodimo simulaciju kako bismo odgovorili na pitanje hoće li novi klijenti (u našem primjeru njih 676), koji su postali članovi portfelja danas, prestati plaćati kredite u razdoblju od jedne godine (dužina promatranog razdoblja za bodovanje kredita).

Tablica 5. Unakrsno tabeliranje na ciljanoj populaciji prema prihodima i starosnoj dobi tražitelja kredita

		Prihodi tražitelja kredita (USD)			
		< = 0	1-12.000	12.001-34.650	34.651 +
Starosna dob	< = 35	68	56	85	54
	36 – 65	74	237	920	217
	66+	64	59	63	4

Izvor: autorov izračun

Za odgovor na to pitanje moramo odrediti pondere za postojeći uzorak podataka (portfelj). Želimo li mjeriti parametre rizika nakon povećanja obujma portfelja promijenjenom strukturom portfelja, izračunat ćemo pondere razmjera.

Primjenom formule (3) na tablicu 4. i tablicu 5, možemo izračunati pondere razmjera prikazane u tablici 6.

Tablica 6. Ponderi razmjera

		Prihodi tražitelja kredita (USD)			
		<= 0	1-12.000	12.001-34.650	34.651+
Starosna dob	<= 35	1	2	1	2
	36 – 65	1	3	2	1
	66+	1	1	1	4

Izvor: autorov izračun

Želimo li mjeriti parametre rizika bez povećanja obujma portfelja, a zanima nas hoće li se kreditni rizik portfelja povećati ako obujam portfelja ostane jednak ali se promijeni njegova struktura, tada izračunavamo pondere proporcije.

Primjenom formule (4) na tablicu 4. i tablicu 5, možemo izračunati pondere proporcije prikazane u tablici 6.

Tablica 7. Ponderi proporcije

		Prihodi tražitelja kredita (USD)			
		<= 0	1-12.000	12.001-34.650	34.651+
Starosna dob	<= 35	0,644398	1,288795371	0,644397685	1,288795371
	36 – 65	0,644398	1,933193056	1,288795371	0,644397685
	66+	0,644398	0,644397685	0,644397685	2,577590742

Izvor: autorov izračun

Loša stopa izračunana je prije i nakon svakog ponderiranja. Ponderiranje je obavljeno uz pomoć funkcije ponderiranja u programskom paketu SPSS na prikazanoj datoteci. Rezultati su uvršteni u tablicu 8.

Tablica 8. Loše stope prije i nakon ponderiranja portfelja (u %)

Loša stopa (izvorni portfelj)	Loša stopa (ponderirani portfelj) – ponderi razmjera	Promjena loše stope – ponderi razmjera	Loša stopa (ponderirani portfelj) – ponderi proporcije	Promjena loše stope – ponderi proporcije
26,4	25,4	-1	25,4	-1

Izvor: autorov izračun

Tablica 8. pokazuje da će se, uvećamo li portfelj za ciljane segmente, loša stopa smanjiti za 1%. Kreditni rizik portfelja smanjuje se za 1% povećamo li broj članova portfelja za 676 klijenata ciljanih karakteristika (ponderi razmjera). Promijenimo li strukturu portfelja uz pomoć ciljanih segmenata, ne povećavajući obujam portfelja, kreditni rizik portfelja smanjuje se za 1%.

Detaljnijim sagledavanjem univarijantne analize uočiti ćemo da je segment kojemu je proširena struktura/obujam (starosna dob od 36 do 65 godina, raspon prihoda tražitelja kredita od 1 do 34.650,00 USD) manje rizičan. Mjerilo težine dokaza (*weight of evidence*) pokazuje pozitivne vrijednosti za oba segmenta, te se može očekivati da će proširenje strukture/obujma toga segmenta portfelja smanjiti kreditni rizik portfelja.

U poslovnom planiranju moramo uzeti u obzir nekoliko parametara, s tim da je parametar rizika samo jedan od njih. Drugi važni parametar mogla bi biti profitabilnost, jer čak i ako smanjimo kreditni rizik, profitabilnost ciljanog segmenta može pasti, čime na kraju ne bismo postigli nikakav napredak. Nasuprot tome, kreditni rizik portfelja možemo povećati a da istodobno imamo znatno veću profitabilnost, što znači da se potencijalni gubitak može pokriti višom kamatom ili većim prihodima. Predložena metodologija ponajprije je usmjerena na aspekt rizika, koji se može kombinirati s drugim parametrima želimo li uključiti sve podatke relevantne za donošenje poslovnih odluka.

U našem smo se primjeru koristili samo pristupnim atributima podataka koji postoje u datoteci. Kao attribute bismo mogli upotrijebiti i makroekonomske čimbenike, poglavito ako svoja predviđanja temeljimo na modelu bodovanja koji uzima u obzir ponašanje dužnika. Tada bismo mogli razvijati scenarije uzimajući u obzir makroekonomske promjene i mjereći osjetljivost našeg portfelja na makroekonomske promjene.

3.4. Traženje optimalnog rješenja

Prikazanom je metodologijom moguće planirati portfelj, ali ne postoji nikakav recept za optimalnu kombinaciju segmenata kako bi se minimizirala loša stopa. Osim toga, moramo uzeti u obzir faktore profitabilnosti, strateške okvire, dugoročnu politiku poduzeća i druge važne kriterije.

Vrijednosti težine dokaza za bitne faktore mogu biti opći pokazatelji toga koje segmente treba povećati želimo li smanjiti kreditni rizik portfelja. U postupku razvijanja nekoliko različitih mogućih scenarija koji pokazuju znatna pozitivna odstupanja u kreditnom riziku portfelja analitičar, u suradnji s upravom, predlaže jedan od njih koji daje najbolje rezultate. Niz različitih faktora u simulaciji može pokazati stvarnu osjetljivost portfelja. U prethodnom smo se primjeru (radi jednostavnosti) koristili samo dvama najvažnijim faktorima za analizu. Činjenica je da katkad relativno slab atribut u kombinaciji s drugim relativno slabim ili jakim atributima može dati nepredvidive rezultate.

Opisana metodologija koja se temelji na modelu bodovanja i ponderima primjenjiva je ako promatramo samo nekoliko varijabla. Želimo li mjeriti osjetljivost kreditnog rizika portfelja na osnovi velikog broja varijabla, potrebne su nam mnogo složenije metode kao što su Bayesove mreže.

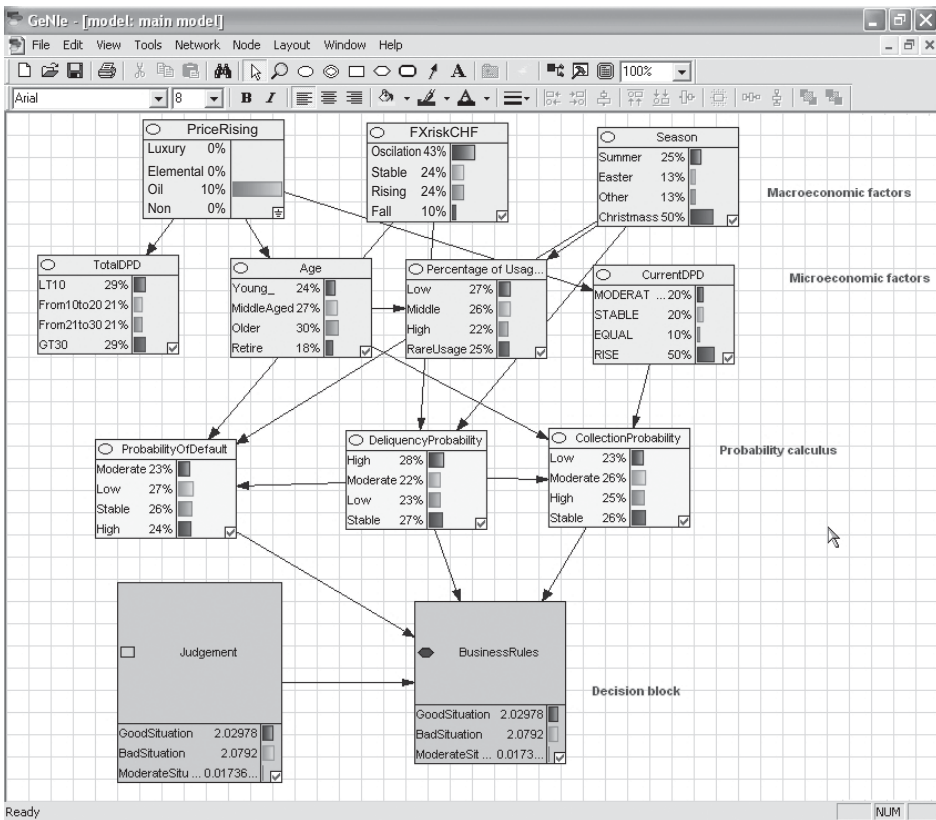
3.5. Primjena Bayesovih mreža

Radi prikaza načina primjene Bayesovih mreža za analizu osjetljivosti portfelja na kreditni rizik uzrokovan promjenama u strukturi, obujmu i makroekonomskim čimbenicima, u programskom paketu GeNIe razvijen je model Bayesove mreže.

Kao što je već spomenuto, Bayesovim smo se mrežama koristili kada smo u mjerenje osjetljivosti portfelja na kreditni rizik željeli uključiti veći broj atributa.

Slika 2. prikazuje hipotetičnu Bayesovu mrežu razvijenu u programskom paketu GeNIe za analizu osjetljivosti portfelja na kreditni rizik, koja se temelji na mikroekonomskim i makroekonomskim varijablama. Uzorak podataka izrađen je nasumično s obzirom na kreirani model Bayesove mreže.

Slika 2. Bayesova mreža za analizu kreditnog rizika portfelja



Izvor: snimka ekrana iz programa GeNIe; model izradio autor

Razvijeni model mogao bi “učiti” iz podataka. Na primjer, mogao bi se upotrijebiti za procjenu rasta/pada vjerojatnosti neplaćanja, vjerojatnosti kašnjenja u otplati i uspješ-

nosti naplate duga u uvjetima rasta cijena nafte, ljetne sezone, visokoga tečajnog rizika za CHF, ciljanih klijenata koji su srednje životne dobi ...

Bayesova mreža vrlo je dobar odabir za složene simulacije osjetljivosti na kreditni rizik, u kojima se objedinjuju brojeve mikroekonomske i makroekonomske varijable.

4. Zaključak

Predložena metodologija mogla bi pomoći u budućem planiranju rizika portfelja (primjena tehnika ponderiranja i bodovanja). Ovisno o izboru strategije, primijenjena metodologija omogućuje simuliranje posljedica potencijalnih poslovnih odluka. S obzirom na to, moguće je ocijeniti potencijalni budući rizik portfelja koji je izravna posljedica planirane buduće strukture portfelja ili mogućih promjena na tržištu (promijenjenih makroekonomskih uvjeta).

Umjesto informiranog pogađanja, predloženi model nudi manje nesigurnosti u poslovnom odlučivanju.

Metodologija na osnovi ponderiranja funkcionira sa samo nekoliko najvažnijih varijabla, što je dovoljno za takvu vrstu simulacije i planiranja. Primjenom metodologije ponderiranja u model se mogu uključiti mikroekonomske i makroekonomske varijable. Proces planiranja može se upotpuniti izračunom parametara profitabilnosti, pri čemu se rabe parametri tržišta kao osnova za donošenje kvalitetnih poslovnih odluka. Ovisno o strategiji i načinu izračuna, moguće je pronaći optimalna rješenja ili za rizičan ali profitabilniji portfelj koji može pokriti potencijalne planirane gubitke, ili za manje rizičan ali i manje profitabilan portfelj, ako dajemo prednost konzervativnijem pristupu.

Ako u model uključujemo više od samo nekoliko parametara, treba se koristiti Bayesovim mrežama, koje mogu funkcionirati s velikim brojem varijabla.

Sa stajališta praktičnog iskustva, metodologija na osnovi tehnika ponderiranja dovoljna je za kvalitativnu analizu jer je usredotočena na čimbenike koji najviše pridonose osjetljivosti portfelja na rizik.

Taj se model može koristiti i za planiranje promidžbenih kampanja i analizu osjetljivosti portfelja, a njegova se primjena može proširiti i na analizu potencijalne krize. Kvaliteta modela može se poboljšati uključivanjem procjena LGD-a i EAD-a kako bi se dobila raspodjela dobiti i gubitka.

S engleskog prevela Ankica Zerec

LITERATURA

Andrade, F. and Sicsú, A., 2005. "A credit risk model for consumer loans portfolios". Credit Scoring and Credit Control conference, Edinburgh. Available from: [http://www.crc.man.ed.ac.uk/conference/archive/2005/presentations/Andrade_Sicsu.pdf].

Bayesian network software [online]. Available from: [GeNIe: <http://genie.sis.pitt.edu>].

BCBS, 2004. *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework*. Basel: Bank for International Settlements.

Han, J. and Kamber, M., 2001. *Data mining concepts and techniques*. San Francisco: The Morgan Kaufmann.

Klepac, G., 2007. "Integrating Seasonal Oscillations into Basel II Behavioral Scoring Models". *Financial Theory and Practice*, 30 (3), 281-291.

Madhur, M. and Thomas, L., 2007. *Modeling Credit Risk of Portfolio of Consumer Loans* [online]. London: Quantitative Financial Risk Management Centre at Imperial College London. Available from: [http://qfrmc.imaa.ic.ac.uk/qfrmc/wkpapers/MalikThomas_ConsLoan_08.pdf].

Maletta, H., 2006. "Weighting" [online]. Available from: [<http://www.spsstools.net/Tutorials/weighting.pdf>].

Mays, E., 1998. *Credit Risk Modeling: Design and Applications*. New York: Amacom.

Mihail, N., Cetinã, I. and Orzan, G., 2005. "Credit risk evaluation" [online]. *Economie teoretica si aplicata*, 4, 47-52. Available from: [<http://www.ectap.ro/articole/207.pdf>].

Muromachi, Y., 2004. "A conditional independence approach for portfolio risk evaluation". *Journal of risk*, 7 (1), 27-54.

Norušis, J. M., 1999. *SPSS Regression Models 10.0*. Chicago: SPSS Inc.

Sarraf, S. and Chen, D., 2007. "Creating weights to improve survey population estimates". *INAIR 21st Annual Conference*. Bloomington: Indiana University Center for Postsecondary Research.

Schönbucher, P. J., 2005. *Factor Models for Portfolio Credit Risk* [online]. Available from: [<http://www.finasto.uni-bon.de>].

Thomas, L., Edelman, D. and Crook, J., 2002. *Credit Scoring and Its Applications*. Philadelphia: SIAM.

Vose, D., 2000. *Quantitative Risk Analysis*. New York: John Wiley & Sons.

Wehrspohn, U., 2006. *Credit Risk Evaluation: Modeling – Analysis – Management* [online]. Available from: [<http://www.risk-and-evaluation.com>].

Goran Klepac
**Portfolio Sensitivity Model for Analyzing Credit Risk Caused
by Structural and Macroeconomic Changes**

Abstract

This paper proposes a new model for portfolio sensitivity analysis. The model is suitable for decision support in financial institutions, specifically for portfolio planning and portfolio management. The basic advantage of the model is the ability to create simulations for credit risk predictions in cases when we virtually change portfolio structure and/or macroeconomic factors. The model takes a holistic approach to portfolio management consolidating all organizational segments in the process such as marketing, retail and risk.

Keywords: portfolio analysis, credit risk, weighting, scoring, data mining, sensitivity analyses, decision support, Bayesian networks, BASEL II

