

**UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA**

DIPLOMSKO DELO

**IZDELAVA MODELA VERJETNOSTI NEPLAČILA
V POSLOVNI BANKI**

Ljubljana, avgust 2009

DAVID ANDREJC

IZJAVA

Študent David Andrejc izjavljam, da sem avtor tega diplomskega dela, ki sem ga napisal pod mentorstvom dr. Marka Pahorja, in da dovolim njegovo objavo na fakultetnih spletnih straneh.

V Ljubljani, dne 27.8.2009

Podpis: _____

Kazalo

UVOD	1
1 KREDITNO TVEGANJE	1
1.1 Kreditno tveganje kot eno izmed bančnih tveganj	1
1.2 Opredelitev kreditnega tveganja	2
1.3 Merjenje kreditnega tveganja	3
1.4 Modeli ocenjevanja kreditnega tveganja	3
1.5 Vloga kapitala pri upravljanju s tveganji	5
2 KAPITALSKI SPORAZUM BASEL II	7
2.1 Splošno o kapitalskem sporazumu Basel II	7
2.2 Struktura kapitalskega sporazuma Basel II	8
2.3 Merjenje minimalnih kapitalskih zahtev za kreditno tveganje	9
2.3.1 Standardiziran pristop za izračun kapitalskih zahtev za podjetja	10
2.3.2 Pristop za izračun kapitalskih zahtev na podlagi notranjih bonitetnih sistemov	11
2.3.2.1 Mehanizem pristopa na podlagi notranjih bonitetnih sistemov	11
2.3.2.2 Komponente tveganja in njihova pretvorba v uteži za tveganje	12
2.3.2.3 Osnovni in napredni pristop na podlagi notranjih bonitetnih sistemov	12
2.4 Regulativni nadzor in tveganje koncentracije	12
2.5 Tržna disciplina	13
3 IZDELAVA MODELA VERJETNOSTI NEPLAČILA	14
3.1 Definicija nastopa neplačila	15
3.2 Populacija	16
3.3 Podatki	16
3.4 Vzorčenje	17
3.5 Pregled in redukcija finančnih kazalnikov	17
3.5.1 Transformacija kazalnikov	18
3.5.2 Analiza posameznih kazalnikov	18
3.6 Model	19
3.6.1 Specifikacija in ocenjevanje modela	19
3.6.2 Gradnja in izbor modela	20
3.6.3 Kalibracija izbranega končnega modela	22
3.7 Omejitve modela	22
SKLEP	23
LITERATURA IN VIRI	24
PRILOGE	1

Kazalo slik

Slika 1: Sestava kapitalnega sporazuma Basel II	9
---	---

Kazalo tabel

Tabela 1: Stopnje tveganja oz. uteži za podjetja	11
Tabela 2: Prikaz števila za analizo razpoložljivih enot	17
Tabela 3: Primerjava lastnosti modelov med različnimi vzorci in njihovo prileganje zunaj vzorca	21

Kazalo prilog

Seznam uporabljenih kratic	1
Tabela 1: Standardne klasifikacije dejavnosti – SKD po področjih z opisom področij in pripadajočim razponom šifer posameznih dejavnosti	2
Tabela 2: Testirani kazalniki – posamezne številke pri izračunu pomenijo ustrezne AOP (avtomatska obdelava podatkov) oznake po Slovenskih računovodskih standardih 2006	3
Tabela 3: Delež manjkajočih vrednosti posameznega kazalca, vrednost korelacijskega koeficienta neplačila z vrednostmi finančnih kazalnikov in površina pod ROC krivuljo	4
Tabela 4: Primerjave lastnosti modela med različnimi vzorci in v model vključenih kazalnikov .	5
Tabela 5: Kodiranje nepravilnih spremenljivk	6
Tabela 6: Primerjava rezultatov izbranega končnega modela z rezultati končnega modela z vključeno dejavnostjo kot nepravo spremenljivko v vzorcu	6
Tabela 7: Primerjava rezultatov izbranega končnega modela z rezultati končnega modela z vključeno dejavnostjo kot nepravo spremenljivko zunaj vzorca in na portfelju	7
Izpis iz statističnega programa SPSS za izbran končni model	8

UVOD

Upravljanje bank in upravljanje tveganj, povezanih z njihovim poslovanjem, ni bilo nikoli enostavna naloga. Negotovost v ekonomskem okolju je v preteklih letih to nalogo še bolj otežila. Nedavna finančna kriza, ki ji še ni videti konca, je postavila poslovanje in financiranje bank pred veliko preizkušnjo, saj so banke eden glavnih temeljev vsakega razvitega finančnega sistema. Banke so pri svojem poslovanju izpostavljene različnim vrstam tveganj, ki se jim ne morejo izogniti, lahko pa jih z učinkovitim upravljanjem znižujejo oziroma obvladujejo. Pri nemotenem poslovanju banke igrata osrednjo vlogo ustrezna kapitalska osnova in zadostna količina dodatnega kapitala. Konzervativna politika banke se je v času finančne krize izkazala za veliko prednost, vendar je potrebno imeti v mislih tudi dobre čase, v katerih je pomembna predvsem konkurenčnost banke. Ta se med drugim izraža z višino zakonsko predpisanega kapitala in je odvisna tudi od sposobnosti banke, da izbere najustreznejši pristop merjenja kreditnega tveganja. Tretja raziskava vpliva učinkov kapitalskih zahtev (angl. *Third Quantitative Impact Study – QIS 3*) je pokazala, da so kapitalske zahteve nadzornikov v povprečju precej manjše za banke, ki za izračun kapitalskih zahtev uporabljajo pristop na podlagi notranjih bonitetnih sistemov. Pri tem pristopu banka sama izračunava zahtevane parametre kreditnega tveganja in se tako lažje približa dejanskim tveganjem, ki jim je izpostavljena, kot pri uporabi standardiziranega pristopa.

Namen diplomske naloge je seznanitev s kreditnim tveganjem in kapitalskim sporazumom Basel II ter postavitve poskusnega modela za ocenjevanje verjetnosti neplačila komitentov banke v skladu z Basel II, ki je osnovni parameter za uporabo obeh vrst pristopov na podlagi notranjih bonitetnih sistemov pri izračunavanju kapitalske zahteve za kreditno tveganje. Cilj je ugotoviti, katere spremenljivke oziroma kazalniki poslovanja podjetja v največji meri vplivajo na višino verjetnosti neplačila, ter pridobiti praktične izkušnje pri urejanju in pripravi baze podatkov za namen statističnega modeliranja. Pri sami izdelavi modela pričakujem določene omejitve glede razpoložljivosti podatkov.

V prvem poglavju predstavim kreditno tveganje kot eno izmed bančnih tveganj, merjenje le-tega, modele njegovega ocenjevanja in vlogo kapitala pri upravljanju s tveganji. V drugem poglavju opišem kapitalski sporazum Basel II. Razloženi so njegovi trije stebri, poudarek pa je na različnih pristopih za merjenje minimalnih kapitalskih zahtev za kreditno tveganje. V tretjem poglavju predstavim izdelavo modela za ocenjevanje verjetnosti neplačila komitentov, in sicer za segment pravnih oseb. Sledi sklep.

1 KREDITNO TVEGANJE

1.1 Kreditno tveganje kot eno izmed bančnih tveganj

Banke se pri svoji dejavnosti srečujejo z vrsto tveganj, ki jih morajo v skladu z Zakonom o bančništvu (UL 131/2006, str. 14417-14472, v nadaljevanju ZBan-1) in ustreznimi predpisi, ki izhajajo iz ZBan-1, ugotavljati, meriti oziroma ocenjevati, spremljati in jih ustrezno upravljati. Za nemoteno poslovanje bank je potrebno dobro poznavanje tveganj, natančno merjenje in

ocenjevanje virov tveganj, kar omogoča nadzor nad tveganji ter postavljanje ustrezne cene posameznim finančnim storitvam.

Saunders in Cornett (2006, str. 157) navajata devet osnovnih tveganj finančnih institucij, in sicer:

- tveganje spremembe obrestne mere (angl. *interest rate risk*),
- tržno tveganje (angl. *market risk*),
- kreditno tveganje (angl. *credit risk*),
- tveganje izvenbilančnega poslovanja (angl. *off-balance-sheet risk*),
- tehnološko in operativno tveganje (angl. *technology and operational risk*),
- tveganje spremembe deviznega tečaja (angl. *foreign exchange risk*),
- deželno tveganje (angl. *country, sovereign risk*),
- likvidnostno tveganje (angl. *liquidity risk*),
- tveganje insolventnosti (angl. *insolvency risk*).

ZBan-1 v poglavju o upravljanju s tveganji podrobneje predpisuje zahteve na področju upravljanja s tveganji ter opisuje naslednja tveganja, katerim so banke izpostavljene pri svojem poslovanju:

- kreditno tveganje;
- tveganje zmanjšanja vrednosti odkupljenih denarnih terjatev;
- tržno tveganje, ki je skupen izraz za pozicijsko tveganje, tveganje poravnave in kreditno tveganje nasprotne stranke, tveganje preseganja največjih dopustnih izpostavljenosti na podlagi trgovanja, valutno tveganje ter tveganje spremembe cen blaga;
- operativno tveganje.

V praksi se posamezna tveganja med seboj prepletajo in so medsebojno povezana. Med vsemi zgoraj omenjenimi tveganji v bančnem poslovanju zavzema največji delež kreditno tveganje in je zaradi tega njegovo učinkovito upravljanje bistvenega pomena.

1.2 Opredelitev kreditnega tveganja

V strokovni literaturi najdemo več razlag kreditnega tveganja. Saunders in Cornett (2006, str. 162) pravita, da se kreditno tveganje pojavi zaradi verjetnosti, da obljubljeni denarni tokovi finančne terjatve, na primer posojila ali obveznice, ki jo drži finančna institucija, ne bodo v celoti poplačani. S tem tveganjem se soočajo praktično vse finančne institucije.

Splošna in največkrat uporabljena definicija pojmuje kreditno tveganje kot možnost, da posojilojemalec ne bo mogel ali hotel poravnati svojih pogodbenih obveznosti, to je plačila svojih obveznosti ob zapadlosti in v skladu s sklenjeno pogodbo. Pri tej definiciji se tako pojavita dve dimenziji kreditnega tveganja. Prvič – ali bodo sredstva sploh vrnjena ali ne. Drugič – ali bodo vrnjena v roku, kot je dogovorjeno med posojilodajalcem in posojilojemalcem.

Zaradi tega je ocenjevanje posojilojemalčeve sposobnosti vračila izposojenih sredstev in posledično ovrednotenje kreditnega tveganja ključno predvsem iz zornega kota treh osnovnih motivov banke, in sicer (Karpe, 1997, str. 36):

- pravilnega zaračunavanja cene posojila (določanja primerne obrestne mere);
- pravilnega določanja višine posojila, ki ga banka odobri posameznemu komitentu;
- pravilne ocene potencialne izgube, ki jo banka prevzame ob vsakem tovrstnem plasmaju sredstev.

1.3 Merjenje kreditnega tveganja

Merjenje kreditnega tveganja je podrejeno trem glavnim komponentam (Karpe, 1997, str. 36):

- izračunu verjetnosti, da posojilojemalec ne bo pravočasno ali v celoti poravnal svojih obveznosti (angl. *default risk*);
- izračunu izpostavljenosti banke iz naslova kreditnega tveganja v določenem časovnem obdobju;
- izračunu dejanske izgube (v %), ki jo banka realizira potem, ko je že uveljavila zavarovanja za odobreno posojilo (npr. hipoteke), oziroma začela postopek izterjave neplačanega dolga.

Karpe (1997, str. 36) je mnenja, da je najpomembnejši del postopka merjenja kreditnega tveganja nedvomno njegova prva komponenta - statistična ugotovitev verjetnosti neplačila (angl. *probability of default* – PD), da posamezen komitent posojila ne bo sposoben vrniti.

Za izvedbo tovrstnih izračunov banke potrebujejo ogromno količino informacij o komitentu, za kar se navadno obračajo na specializirane agencije ali pa jim te informacije posredujejo službe znotraj bank. Sami izračuni nato temeljijo na najrazličnejših možnih modelih izračunavanja verjetnosti, ki segajo od zelo kvantitativnih do precej kvalitativnih. Njihov končni rezultat je lahko izračun odsotne verjetnosti neplačila dolga oziroma razvrstitev komitentov banke v določene razrede tveganosti, ki jim banke že vnaprej pripišejo statistične količnike verjetnosti neporavnane obveznosti. Osnovni vhodni podatki, na katerih temeljijo ti modeli, se popolnoma prilagajajo značilnostim posamezne skupine komitentov in segajo od povsem objektivnih ekonomskih do zelo specifičnih finančnih dejavnikov ocenjevanja komitentovega položaja. Pri podjetjih ti podatki primarno izhajajo iz različnih vrst analiz poslovanja, pri individualnih komitentih pa zajemajo vse od dohodkovnega položaja do npr. starosti (Saunders & Cornett, 2006, str. 303).

Na podlagi merjenja kreditnega tveganja se banka odloči, ali bo posojilo odobrila, pod kakšnimi pogoji ter določi ceno. V primeru, da posojilo odobri, oblikuje tudi ustrezne rezervacije in oslabitve.

1.4 Modeli ocenjevanja kreditnega tveganja

Saunders in Cornett (2006, str. 304-311) delita modele kreditnega tveganja na tri skupine:

- **Kvalitativni modeli** (angl. *qualitative models*), pri katerih gre za pridobivanje informacij s pomočjo internih virov banke ali bonitetnih agencij, ki proučujejo dejavnike, specifične za vsakega posojilojemalca (angl. *borrower-specific factors*), ter dejavnike kreditnega tveganja, ki so vezani na vsa podjetja v gospodarstvu (angl. *market-specific factors*) in imajo vpliv na vse posojilojemalce. Te dejavnike običajno nadalje subjektivno ovrednoti analitik in na ta način pride do končne kreditne ocene.
- **Modeli kreditnega točkovanja** (angl. *credit scoring models*) se uporabljajo za izračun verjetnosti neplačila ali za razvrščanje kreditnojemalcev v skupine z enako verjetnostjo neplačila. Z izbiro in povezovanjem različnih ekonomskih in finančnih značilnosti posojilojemalca spoznamo, kateri dejavniki so pomembni za kreditno tveganje. Ovrednotenje pomembnosti posameznega dejavnika omogoči lažjo izločitev posojilojemalca s previsokim kreditnim tveganjem, hkrati pa pomaga tudi pri izračunavanju potrebnih rezerv za bodoče izgube. V to skupino modelov sta avtorja uvrstila model linearne verjetnosti (angl. *linear probability model*), model »logit« (angl. *logit model*) in modele linearne diskriminante (angl. *linear discriminant models*).
- **Novejši modeli** (angl. *newer models*), ki se sicer osredotočajo na različna področja kreditnega tveganja, uporabljajo dognanja finančne teorije in bolj široko dostopne podatke s finančnih trgov, s pomočjo katerih modeli ocenjujejo verjetnosti neplačila in druge parametre kreditnega tveganja. Zato se ti modeli večinoma uporabljajo pri ocenjevanju tveganja v podjetniškem sektorju, torej za večja podjetja in svetovne korporacije. Avtorja v okviru novejših modelov med drugim uvrščata RAROC-modele, opcijske modele (KMV), model CreditMetrics in Credit Risk+.

Kvalitativni modeli so subjektivnega značaja, vendar kljub temu uporabno orodje za ocenjevanje tveganja. Tveganje ocenjujejo z vidika dejavnikov, ki so značilni za posamezne posojilojemalce, in z vidika tržnih dejavnikov, ki se dotikajo vseh posojilojemalcev.

V tretjem poglavju diplomskega dela bom opisal izdelavo poskusnega modela statističnega ocenjevanja verjetnosti neplačila za eno od slovenskih poslovnih bank, zato na tem mestu izpostavljam nekaj pomembnejših prispevkov začetnikov raziskovanja na tem področju, ki so pri svojih analizah uporabljali različne statistične metode.

Modeli kreditnega točkovanja, imenovani tudi kvantitativni modeli, temeljijo na matematičnih in statističnih metodah in dajejo objektivnejšo oceno kreditnega tveganja. Statistični modeli se primarno delijo na **univariatne**, katerih utemeljitelj je Beaver (1966), in **multivariatne**, ki jih je utemeljil Altman (1968). Multivariatne statistične modele nadalje delimo na **model linearne verjetnosti**, **diskriminantno analizo**, **logistično** in **probit regresijo**.

Pri **univariatni metodi** gre za analizo finančnih kazalcev, ki so izračunani na podlagi letnih poročil. Kazalce se analizira enega za drugim, kar pomeni, da se ne upošteva njihove medsebojne odvisnosti. Beaver (1966) se je ukvarjal z napovedovanjem verjetnosti stečaja s primerjanjem 29 finančnih kazalnikov za obdobje petih let za neuspešna podjetja in kontrolno skupino uspešnih podjetij. Kot najbolj zanesljiv kazalec pri razvrščanju tako uspešnih kot

neuspešnih podjetij se je izkazal kazalec denarnega toka glede na celotne obveznosti (Beaver, 1966, str. 101).

Namen **diskriminantne analize** je, da se razvije model, ki bo na podlagi vnešenih spremenljivk (npr. finančnih kazalcev) za podjetja, ki jih želimo oceniti, podal neko vrednost, ki nam bo povedala, v katero od vnaprej opredeljenih skupin to podjetje spada. To pomeni, da razvijemo tako diskriminantno funkcijo, ki maksimizira razmerje med varianco med skupinami proti varianci znotraj skupin. Pri tem je potrebno predpostavljati, da so spremenljivke normalno porazdeljene in da so porazdelitve spremenljivk znotraj skupin enake (Berg, 2005, str. 5). Altman (1968) je bil prvi, ki je opisal in uporabil diskriminantno analizo za napovedovanje stečaja podjetij. Z diskriminantno analizo je namreč definiral Z-score model¹ in razvrstil podjetja v vnaprej določene kategorije uspešnih in neuspešnih podjetij. **Model linearne verjetnosti** predstavlja linearno funkcijo neodvisnih spremenljivk na podlagi preteklega poslovanja podjetja. Kot neodvisne spremenljivke se uporabi finančne kazalce, ki se jim določi relativna pomembnost, tako se da jih razvrsti po skupinah glede na Z (dve ali več skupin) (Mramor et al., 1998, str. 4). **Logistično regresijo** je za podobne namene prvi uporabil Ohlson (1980, str. 112), ki je model opredelil na sledeči način: »Glede na to, da neko podjetje pripada točno določeni populaciji, kolikšna je verjetnost, da bo to podjetje neuspešno v nekem vnaprej določenem časovnem obdobju?« Ta metoda prav tako analizira neodvisne spremenljivke in jim določi Z vrednost, le da za to uporabi logistično porazdelitev kumulativne verjetnosti. Vrednosti pretvori v verjetnost, da ima odvisna spremenljivka vrednost 1 ter ta interval omeji na vrednosti med 0 in 1. Pri tem je potrebno določiti samo še mejno razvrstitveno vrednost, ki loči verjetnosti med skupinami, v katere razvrščamo enote (npr. podjetja plačniki, neplačniki). **Probit oziroma normit regresija** je zelo podobna logistični regresiji z enako porazdelitvijo verjetnosti med 0 in 1. Pomembna razlika med modeloma je le predpostavka, da kumulativna vrednost ni porazdeljena logistično, ampak normalno.

Kvalitativni in kvantitativni modeli se med seboj ne izključujejo in lahko zaradi tega upravljalec tveganj uporabi več modelov hkrati ter tako zagotovi boljše oziroma bolj zanesljivo kreditno oceno.

V slovenskem bančnem sistemu temelji ocenjevanje posojilojemalčeve bonitete predvsem na kvalitativnih modelih. Kvantitativni modeli so se začeli uporabljati šele s prihodom kapitalskega sporazuma Basel II, vendar še vedno le kot pripomoček pri odločitvi o klasifikaciji komitenta in ne kot temelj bonitetne ocene. Basel II bom opisal v drugem poglavju diplomskega dela.

1.5 Vloga kapitala pri upravljanju s tveganji

Kapital je eden izmed pomembnejših faktorjev za varno in brezskrbno poslovanje banke. Ustrezna kapitalska osnova namreč predstavlja varnostno rezervo za različna tveganja, katerim je

¹ Altman-ov Z-score model: $Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5$
Kjer so: X_1 – delovni kapital/celotna sredstva, X_2 – zadržani dobiček/celotna sredstva, X_3 – EBIT/celotna sredstva, X_4 – tržna vrednost kapitala/knjigovodska vrednost obveznosti, X_5 – prodaja/celotna sredstva (Altman, 1968, str. 594).

banka pri svojem poslovanju izpostavljena. Kapital najpogosteje predstavlja tudi prvo merilo nadzornih organov (v nadaljevanju nadzornikov²) pri ocenjevanju likvidnosti in solventnosti banke, saj je stalen vir za pokrivanje izgub in zato pomeni zaščito vlagateljem in drugim upnikom v primeru likvidacije ali stečaja banke.

Bančni kapital sestavljata lastniški in dolžniški kapital, ki ju izkazujemo na pasivni strani bilance stanja. Osnovne funkcije kapitala so naslednje (Saunders & Cornett, 2006, str. 567):

- Absorbiranje nepričakovanih izgub z dovolj velikim presežkom kapitala, da je doseženo zaupanje komitentov do banke in omogočeno nemoteno delovanje banke tudi v primeru nepredvidenih negativnih dogodkov.
- Zaščita nezavarovanih imetnikov bančnih vlog, obveznic in upnikov v primeru insolventnosti banke in likvidacije.
- Zaščita oblikovanega jamstvenega sklada in posredno tudi davkoplačevalcev, ki bi nosili stroške insolventnosti. V primeru propada banke namreč regulatorji posredujejo z namenom, da zaščitijo zavarovane upravičence.
- Zaščita lastnikov kapitala pred naraščanjem zavarovalnih premij. Z oblikovanjem kapitala in zmanjšanjem tveganja insolventnosti banka namreč ščiti panogo pred visokimi zavarovalnimi premijami, ki se plačujejo glede na neto dobiček banke.
- Financiranje nakupa sredstev, ki jih banka potrebuje za redno poslovanje ter financiranje novih projektov ali poslovnih širitev.

Matten (2000, str. 19) je mnenja, da je pri upravljanju s tveganji potrebno razlikovati med pojmom regulativni in ekonomski kapital. Regulativni kapital je primeren za pokrivanje regulatornih kapitalskih zahtev. Izračunan je v skladu z regulativnimi pravili in omejitvami. Ekonomski kapital je kapital, ki ga banka potrebuje za pokritje pričakovanih ter nepričakovanih izgub banke z določeno stopnjo zaupanja in ga izračunavajo na osnovi modelov tveganja. Temelji na dejanskih tveganjih in se kot tak tudi razlikuje od regulativnega, ki je za vse banke izračunan po istih merilih. Ekonomski kapital lahko tako opredelimo kot tisto količino kapitala, ki je po mnenju upravljalcev banke zelena, dosegljiva in zadostna, ne glede na regulatorne zahteve. Sistem interne alokacije kapitala naj bi tako zagotovil, da ima banka dovolj kapitala za pokrivanje različnih vrst tveganj, ki jim je izpostavljena pri svojem poslovanju. V primeru, da je dejanski kapital banke manjši od ekonomskega, je banka izpostavljena tveganju insolventnosti, zato je nujno zmanjšanje izpostavljenosti ali dokapitalizacija.

ZBan-1 določa, da mora banka zagotoviti, da vedno razpolaga z ustreznim kapitalom, glede na obseg in vrste storitev, ki jih opravlja, ter upravlja tveganja, ki jim je izpostavljena pri opravljanju teh storitev (kapitalska ustreznost). Banka mora poslovati tako, da je v vsakem trenutku sposobna pravočasno izpolnjevati zapadle obveznosti ter da je trajno sposobna izpolniti vse svoje obveznosti.

² Nadzorni organ v slovenskem bančnem sistemu je Banka Slovenije (BS).

Celoten kapital banke je sestavljen iz temeljnega (angl. *core capital* oz. *Tier 1*) in dodatnega kapitala (angl. *supplementary capital* oz. *Tier 2*), katerih vsoto zmanjšujejo odbitne postavke. ZBan-1 določa, da se pri izračunu temeljnega kapitala upoštevajo naslednje sestavine:

- vplačani osnovni kapital in kapitalske rezerve, razen osnovnega kapitala, vplačanega na podlagi prednostnih kumulativnih delnic in kapitalskih rezerv, oblikovanih v zvezi s temi delnicami;
- rezerve iz dobička;
- preneseni čisti poslovni izid.

Kot odbitne postavke pa se pri izračunu temeljnega kapitala upoštevajo:

- lastne delnice,
- neopredmetena dolgoročna sredstva,
- čista izguba poslovnega leta.

Dodatni kapital je po ZBan-1 sestavljen iz dodatnega kapitala I in dodatnega kapitala II. Pri izračunu dodatnega kapitala I se upoštevajo naslednje sestavine:

- osnovni kapital, vplačan na podlagi prednostnih kumulativnih delnic in kapitalske rezerve, oblikovane v zvezi s temi delnicami;
- podrejene obveznosti.

Pri izračunu dodatnega kapitala II se upoštevajo podrejene obveznosti in druge sestavine, ki so po svojih lastnostih in namenu primerne za pokrivanje kapitalskih zahtev za tržna tveganja, razen kapitalske zahteve za tveganje poravnave in kreditno tveganje nasprotne stranke.

2 KAPITALSKI SPORAZUM BASEL II

Baselski komite za nadzor bank (angl. *Basel Committee on Banking Supervision* – BCBS) so leta 1974 ustanovili guvernerji centralnih bank držav članic skupine desetih najrazvitejših držav, imenovanih G-10, in dveh drugih držav. Baselska priporočila oziroma minimalni standardi, ki jih objavlja Baselski komite, so namenjeni predvsem državam članicam Mednarodne banke za poravnave (angl. *Bank for International Settlements* – BIS) in niso zavezujoči. Kljub temu pa so standardi mednarodno tako uveljavljeni, da jih uporabljajo praktično povsod po svetu.

2.1 Splošno o kapitalskem sporazumu Basel II

Baselski kapitalski sporazum iz leta 1988 (angl. *Capital Accord, Basel Agreement*) ter njegove poznejše spremembe in dopolnitve so nedvomno pripomogle k zgraditvi varnega in stabilnega mednarodnega bančnega sistema ter pospešile doseganje konkurenčne enakosti med mednarodno aktivnimi bankami. V dobrih desetih letih, odkar je bil kapitalski sporazum sprejet, so nastale na finančnih trgih velike spremembe, zaradi katerih kazalniki kapitalske ustreznosti, izračunani v skladu s staro metodologijo, niso več dober kazalnik resnične tveganosti bank in posledično njihove kapitalske moči. V času svoje uveljavitve je bil sporazum revolucionaren predvsem zaradi uvajanja pristopa tehtanja pri izračunu tveganosti poslovanja bank, v katerega je bilo zajeto tudi njihovo zunajbilančno poslovanje. Sistem tehtanja, uporabljen pri izračunu tehtane

tvegane aktive bank, ni omogočal več zadostne diferenciacije med različnimi dolžniki bank, zato je bil pogosto slab približek dejanskega ekonomskega tveganja, ki so ga prevzemale banke. Tudi na 8% minimalni koeficient kapitalske ustreznosti so leteli očitki, da je arbitrarno določen. Številnih kritik je bil deležen t.i. klubski pristop oziroma naslonitev sistema tehtanja terjatev na ločevanje med OECD državami (Organizacija za gospodarsko sodelovanje in razvoj - angl. *Organisation for Economic Co-operation and Development*) in ne-OECD državami, ki naj bi bilo politično motivirano. Način merjenja kreditnega tveganja ni dajal spodbud v obliki kapitalskih olajšav bankam z dobro razpršenim kreditnim portfeljem in hkrati ni priznaval številnih finančnih inovacij (npr. kreditnih izvedenih finančnih instrumentov), s katerimi banke učinkovito obvladujejo tveganja, ki so jim izpostavljena. Premalo je upošteval tudi druga, torej nekreditna tveganja. Ker se je stara regulativa osredotočala zgolj na kvantitativno merjenje kapitalske ustreznosti, je zanemarjala kvalitativni vidik, ki je v praksi mnogokrat še pomembnejši (Sušnik, 2001a, str. 40-41).

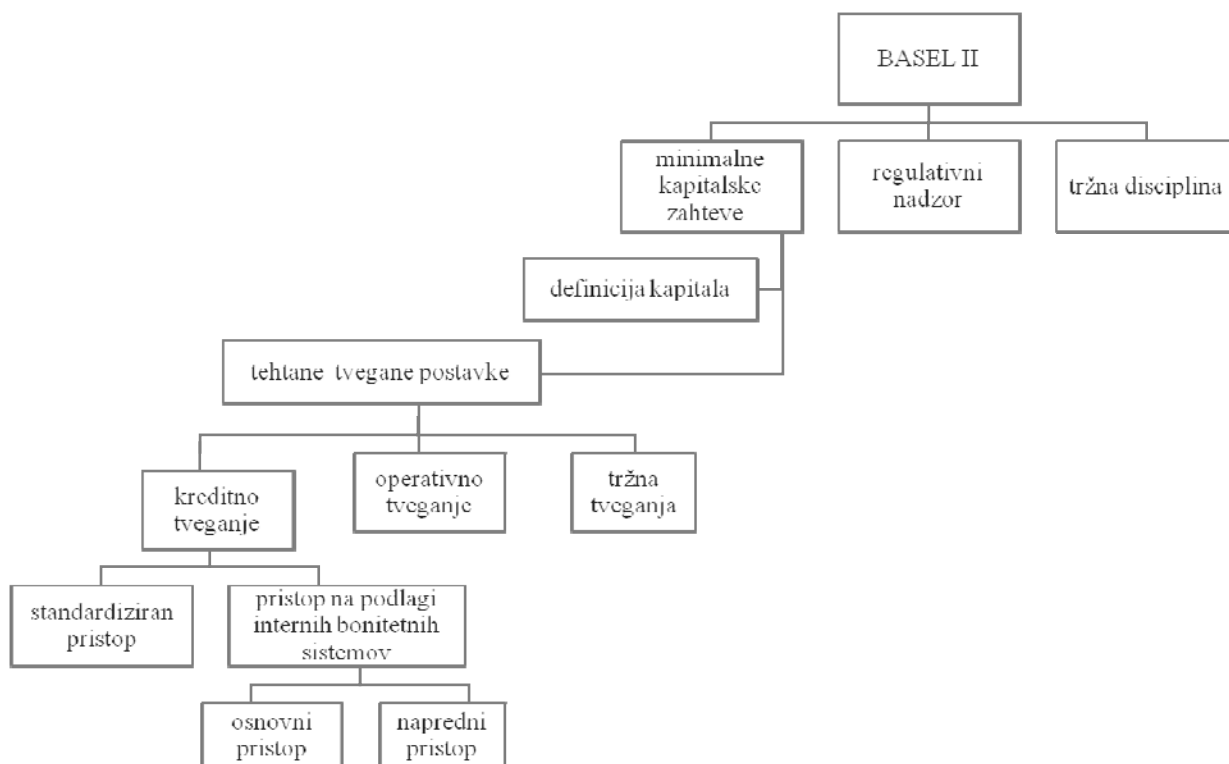
Baselski komite je zaradi slabosti obstoječega kapitalskega sporazuma junija 1999 izdal predlog nove sheme za merjenje kapitalske ustreznosti (angl. *The New Capital Adequacy Framework*), ki naj bi nadomestil sporazum iz leta 1988. Nova shema naj bi ohranila poslanstvo starega sporazuma, to je promoviranje varnosti in stabilnosti finančnega sistema, hkrati pa odpravila njegove pomanjkljivosti (Sušnik, 2000, str. 21).

Nova pravila za ugotavljanje kapitalske ustreznosti bank res bolje povezujejo regulatorne kapitalske zahteve z dejanskim ekonomskim kapitalom, ki ga banke potrebujejo glede na obseg in tveganost svojih poslov. Osrednji poudarek novega kapitalskega sporazuma je tako na učinkovitejši obravnavi kreditnega tveganja, kapitalskim zahtevam za kreditno tveganje pa so dodane tudi zahteve za operativno tveganje. V večji meri so priznane tudi tehnike za upravljanje s kreditnim tveganjem in druge finančne inovacije. Novost v novi kapitalski ureditvi sta dva kvalitativna stebra, to sta regulativni nadzor in tržna disciplina, ki dopolnjujeta kvantitativno ugotavljanje kapitalskih zahtev v prvem stebru. Še naprej je nov kapitalski sporazum usmerjen v izenačevanje konkurenčnih pogojev za poslovanje bank po vsem svetu, obravnavanje bančnih tveganj pa je po njegovi zaslugi bolj celovito. Čeprav se nov kapitalski sporazum podobno kot vsi dosedanja baselski dokumenti osredotoča na mednarodno aktivne banke, so njegova glavna načela uporabna za vse banke, ne glede na raven njihove kompleksnosti oziroma sofisticiranosti (Sušnik, 2001b, str. 33).

2.2 Struktura kapitalskega sporazuma Basel II

Kapitalska ureditev po novem kapitalskem sporazumu Basel II temelji na treh komplementarnih stebrih, kot je prikazano v Sliki 1 na naslednji strani.

Slika 1: Sestava kapitalnega sporazuma Basel II



Vir: Tattersall in Smith, *A Practitioner's Guide to the Basel Accord*, 2005, str. 4.

Osrednji del še vedno predstavlja ugotavljanje **minimalnih kapitalskih zahtev** (angl. *Minimum capital requirements*) in predstavlja t.i. **prvi steber**. Po zaslugi spremenjene metodologije merjenja je ugotavljanje različne stopnje kreditnega tveganja bolj občutljivo in zato bolj prilagojeno realnosti. Temeljnemu kvantitavnemu stebru sta v novi shemi dodana dva kvalitativna stebra – regulativni nadzor in tržna disciplina. V okviru **drugega stebra**, ki predstavlja **regulativni nadzor** (angl. *Supervisory review*), gre za izvajanje nadzora, ali banka korektno ocenjuje tveganja, ki jim je izpostavljena pri opravljanju svojih storitev. Nadzorniki imajo pooblastilo, da lahko zahtevajo tudi višjo kapitalsko ustreznost od zakonsko določene, še posebej, če je banka pomembna s systemskega vidika. Vse pomembnejšo vlogo pri vzpodbujanju stabilnega in varnega finančnega sistema igra tudi **tržna disciplina** (angl. *Market discipline*) kot **tretji steber** novega sporazuma. Eden izmed vzvodov za to je večja transparentnost poslovanja bank, ki pomeni večji obseg javnega razkritja ter objave podatkov in informacij, povezanih z bančnim poslovanjem. Tržna disciplina zahteva aktivnejšo vlogo tržnih udeležencev, ki preko svojih poslovnih odločitev nagrajujejo banke, katerih poslovanje je transparentno, in kaznujejo nedisciplinirane banke (Sušnik, 2000, str. 1-2).

2.3 Merjenje minimalnih kapitalskih zahtev za kreditno tveganje

Prvi steber novega sporazuma določa, da mora koeficient kapitalne ustreznosti, ki ga izračunamo kot razmerje med celotnim kapitalom in tehtano aktivo (ta je seštevek po stopnji tveganosti tehtanih knjigovodskih stanj vseh aktivnih bilančnih in zunajbilančnih postavk, ki so zmanjšane za znesek za njih oblikovanih posebnih rezervacij), predstavljati najmanj 8 %

celotnega kapitala banke. V tehtani aktivni so zajeta vsa sistematična tveganja, kot je to razvidno iz enačbe (1).

$$\text{Minimalni kap. koeficient} = \frac{\text{celotni kapital}}{\text{kap. zahteve za kreditno} + \text{tržna} + \text{operativno tveganje}} = 8\% \quad (1)$$

Vir: The New Basel Capital Accord: an explanatory note, 2001, str. 3.

Tudi po novem kapitalskem sporazumu je minimalni koeficient kapitalske ustreznosti arbitrarno določen v višini 8 %, ki je le potreben in ne vedno tudi zadostni pogoj za zagotovitev varnega poslovanja banke. Definicija kapitala je ostala glede na stari kapitalski sporazum nespremenjena, vendar Basel II precej posega v način merjenja tveganj, predvsem kreditnega in operativnega tveganja. V nadaljevanju bom opisal merjenje kapitalskih zahtev samo za kreditna tveganja.

Za merjenje kapitalske zahteve za kreditno tveganje Basel II predvideva naslednje možne pristope (The New Basel Capital Accord: an explanatory note, 2001, str. 3):

- **Standardiziran pristop** (angl. *Standardised Approach*) z uvedenimi nekaterimi spremembami,
- **Osnovni pristop na podlagi notranjih bonitetnih sistemov** (angl. *Foundation Internal Rating Based Approach*),
- **Napredni pristop na podlagi notranjih bonitetnih sistemov** (angl. *Advanced Internal Rating Based Approach*).

Kapitalske zahteve za kreditno tveganje so po novem občutljivejše za dejansko tveganje, kar se lahko doseže prek bolj razdelane standardizirane metodologije za merjenje tveganosti ali uporabe internih sistemov za določanje bonitet posameznih dolžnikov oziroma terjatev.

2.3.1 Standardiziran pristop za izračun kapitalskih zahtev za podjetja

Sušnikova (2001a, str. 41-43) opisuje standardiziran pristop kot najenostavnejšega izmed treh pristopov za določanje kapitalskih zahtev za kreditno tveganje. Ta izhaja iz kapitalskega sporazuma Basel I, vendar ga v marsičem spreminja. Največjo spremembo zagotovo pomeni uporaba zunanjih ratingov (bonitetnih ocen ocenjevalnih agencij) za določanje tveganosti posameznih držav in drugih dolžnikov. Banke morajo biti dosledne pri izbiri agencije oziroma metode ocenjevanja tveganj. Zunanji ratingi naj bi nadomestili t.i. klubski pristop oziroma razlikovanje med OECD in ne-OECD državami.

Izpostavljenost kreditnemu tveganju se zaradi večje diferenciacije meri v okviru štirih definiranih stopenj (uteži) tveganja (0 %, 20 %, 50 % in 100 %), katerim je dodana še ena stopnja (150 %). Stopnja tveganja 0 % je omejena na dolžnike najvišje bonitete, utež 150 % pa za najnižje rangirane dolžnike, kot sledi iz analogije pričakovanih izgub z vidika kreditnega tveganja.

Podjetja so bila po starem kapitalskem sporazumu vsa uvrščena v najslabši razred (100 %), ne glede na njihovo dejansko boniteto. Takšen pristop je zamenjala večja uporaba zunanjih ratingov, ki izražajo bolj realistično oceno tveganosti. Standardna utež za tehtanje terjatev do podjetij ostaja 100%, podjetjem z visoko boniteto se dodeli utež 20 oz. 50 %, slabšim podjetjem (z ratingom, manjšim od BB-) pa utež 150 %. Tudi za podjetja velja podobno kot za banke, da nobeno ne more dobiti ugodnejše uteži kot država, v kateri ima to podjetje sedež. Rangiranje podjetij je ponazorjeno v Tabeli 1.

Tabela 1: Stopnje tveganja oz. uteži za podjetja

Dolžnik	Ocena tveganosti terjatev (utež)				
	AAA do AA-	A+ do A-	BBB+ do BB-	Pod BB-	Nerangirano
Podjetja	20%	50%	100%	150%	100%

Vir: The New Basel Capital Accord, 2001, str. 10.

Pri obravnavanju zunajbilančnih postavk nova kapitalska shema ni uvedla večjih sprememb, razen pri določanju konverzijskih faktorjev za kratkoročne potencialne obveznosti. Ker te niso popolnoma netvegane, je v novi kapitalski shemi predlagan konverzijski faktor 20 %, ki naj bi se načeloma nanašal na vse prevzete poslovne obveznosti (angl. *business commitments*). Kot izjema se faktor 0 % upošteva samo pri tistih potencialnih obveznostih, ki so brezpogojno preklicne ali katerih preklic je avtomatsko povezan s poslabšanjem bonitete dolžnika in ga banka lahko izvrši brez poprejšnje najave. Za vse ostale zunajbilančne obveznosti se še naprej uporablja utež 50 % (The New Basel Capital Accord, 2001, str. 12).

2.3.2 Pristop za izračun kapitalskih zahtev na podlagi notranjih bonitetnih sistemov

Z namenom približevanja regulativnega kapitala dejanskim tveganjem, ki jim je banka izpostavljena, novi baselski sporazum za merjenje kreditnega tveganja in na njemu temelječ izračun kapitalskih zahtev dopolnjuje s pristopom na podlagi notranjih bonitetnih sistemov (v nadaljevanju IRB pristop). Ta bolj razviti pristop pri bankah z manj tveganim portfeljem in učinkovitimi sistemi za obvladovanje kreditnega tveganja prispeva h kapitalskim olajšavam, kar naj bi bila tudi spodbuda za uporabo in nadaljnji razvoj takšnih pristopov. IRB pristop, katerega osnovni cilj je torej zajeti dejansko ekonomsko tveganje posameznih naložb ali poslov banke, temelji na lastnem sistemu internih bonitetnih ocen oz. sistemu razvrščanja komitentov, ki omogoča diferenciacijo kreditnega tveganja in s tem posledično natančnejši izračun kapitalskih zahtev za kreditno tveganje (Čargo & Štajner, 2004, str. 2).

2.3.2.1 Mehanizem pristopa na podlagi notranjih bonitetnih sistemov

IRB pristop za namen določanja potrebnega kapitala za pokrivanje kreditnega tveganja poteka v naslednjih korakih (Čargo & Štajner, 2004, str. 2-3):

- razčlenitev bančnega portfelja v kategorije in podrazrede glede na tip izpostavljenosti (do podjetij, držav, bank, majhnih dolžnikov itd.),
- pripisovanje verjetnosti neplačila za posamezen bonitetni razred ter izgube in prilagojene izpostavljenosti v primeru neplačila za posamezno terjatev,

- izračun uteži na podlagi komponent tveganja in izračun tveganju prilagojene aktive,
- izračun višine kapitala, potrebnega za kritje tveganj.

2.3.2.2 Komponente tveganja in njihova pretvorba v uteži za tveganje

Glavne komponente tveganja, ki predstavljajo ključne vhodne podatke za metode v okviru IRB pristopa, so naslednje (Čargo & Štajner, 2004, str. 3-4):

- **Verjetnost neplačila** (angl. *probability of default* – PD) podaja oceno verjetnosti, da dolžnik ne bo poravnal svoje obveznosti, in sicer na podlagi kvantitativnih informacij (računovodski izkazi) in kvalitativnih informacij (npr. ocena kakovosti managementa dolžnika, lastniška struktura ...). Časovni horizont za oceno verjetnosti neplačila je eno leto.
- **Izguba v primeru neplačila** (angl. *loss given default* – LGD) se izraža v odstotku od izpostavljenosti (pri oceni se upoštevajo zavarovanja, prednostne pravice) za vsako posamezno interno bonitetno oceno.
- **Izpostavljenost ob neplačilu** (angl. *exposure at default* – EAD) izraža dejavnik odvisnosti velikosti izgube od zneska izpostavljenosti banke v trenutku neplačila (praviloma enaka nominalnemu znesku, v primeru odprtih kreditnih linij pa je potrebo upoštevati tudi pričakovane prihodnje odlive iz naslova neizkoriščenega dela kreditne linije).
- **Zapadlost** (angl. *effective maturity* – M) in **velikost dolžnika**.

2.3.2.3 Osnovni in napredni pristop na podlagi notranjih bonitetnih sistemov

Basel II opredeljuje dva možna IRB pristopa - osnovni in napredni IRB pristop. Banke, ki se bodo odločile za **osnovni IRB pristop**, bodo morale zagotavljati svoje ocene verjetnosti neplačila ter uporabljati ocene ostalih komponent tveganja, kot jih bo določil nadzornik. Banke z **naprednim IRB pristopom** pa naj bi uporabljale svoje ocene za komponente tveganja PD, LGD in EAD, vsekakor pa bodo morale zagotavljati tudi lastne ocene zapadlosti.

Uteži za tehtanje kreditnega tveganja se v okviru IRB pristopa izračunajo kot funkcija vhodnih podatkov PD, LGD in v nekaterih primerih tudi M, kot to prikazuje enačba (2). Komponente tveganja se torej s pomočjo kontinuirane funkcije (angl. *risk weight function*) pretvori v uteži, s katerimi se nato določa kapitalske zahteve za posamezne kategorije izpostavljenosti bančnega portfelja. Ta pristop opušta enoten nabor uteži, ki ga uporablja standardizirani pristop, in na ta način omogoča večjo diferenciacijo tveganja ter prilagajanje različnim bonitetnim strukturam bank (Čargo & Štajner, 2004, str. 4).

$$\begin{aligned} \text{Tveganju prilagojena sredstva} &= \\ &= \text{Sredstva} \times \text{Utež tveganja} = \text{Kapitalska zahteva} \times 12,50 \times \text{EAD} \end{aligned} \quad (2)$$

2.4 Regulativni nadzor in tveganje koncentracije

Namen drugega stebra je zagotoviti, da bodo banke razpolagale s kapitalom, ki ustreza njihovi tveganosti in poslovni strategiji. V okviru drugega stebra nadzorniki preverjajo, ali ocena potrebnega regulativnega kapitala, ki jo je izdelala banka, ustreza profilu tveganosti banke. Profil

tveganosti banke je odvisen od tveganja, ki ga banka prevzema, in kvalitete procesov upravljanja s tveganji. Nadzorniki zato pri oceni tveganosti banke upoštevajo ustreznost in učinkovitost procesov upravljanja s tveganji, sistemov notranjih kontrol in kvaliteto upravljanja banke. Kadar bodo nadzorniki ugotovili, da je kapitalska ustreznost banke ogrožena, bodo ustrezno ukrepali, pri čemer je povečanje minimalnega kapitalskega količnika nad 8% le eden izmed ukrepov, ki jih imajo nadzorniki na voljo. Ustrezen obseg kapitala je glavni cilj Basla II, vendar se je treba zavedati, da noben obseg kapitala ni zadosten, kadar ima banka slab sistem upravljanja s tveganji. Drugi steber kvalitativno dopolnjuje prvi steber, saj naj bi z regulativnim nadzorom banke vzpodbudil, da razvijajo in izboljšujejo tehnike in postopke upravljanja s tveganji. Namen drugega stebra je razviti oz. izboljšati kulturo tveganja v banki (Kovač, 2003, str. 1).

S kapitalskim sporazumom Basel II mora banka zagotavljati kapital za kritje vseh materialnih tveganj. Zajeta tveganja v prvem stebru predstavljajo večji del dejanske izpostavljenosti banke tveganjem pri svojem poslovanju, še zdaleč pa niso vsa. Kreditno tveganje, ki ni v celoti zajeto v prvem stebru, je tveganje koncentracije in ga je treba upoštevati v drugem stebru Basla II.

Tveganje koncentracije se kaže v različnih oblikah, najpogosteje kot (Kovač, 2003, str. 5):

- izpostavljenost do posameznega dolžnika ali skupine povezanih dolžnikov (ta je pogosto že regulirana s t. i. limiti velike izpostavljenosti),
- izpostavljenost do dolžnikov iz istega sektorja ali geografske regije,
- izpostavljenost do dolžnikov, katerih dejavnost je vezana na isto blago,
- posredna kreditna izpostavljenost, izvirajoča iz prejetega zavarovanja.

Kovačeva (2003, str. 5) je prepričana, da mora imeti banka za ustrezno obvladovanje tveganja koncentracije ustrezne politike in procedure za identifikacijo, merjenje in upravljanje tega tveganja. Banka mora v internih aktih določiti limite izpostavljenosti in način njihovega izračuna. Običajno se limiti vežejo na kapital ali bilančno vsoto. Nadzornike zanima, kolikšnemu tveganju koncentracije se banka izpostavlja, kako upravlja s tveganjem ter kakšni so rezultati testov izjemnih razmer (angl. *stress tests*). Kadar bodo nadzorniki ugotovili, da je banka prekomerno izpostavljena tveganju koncentracije ali ga neustrezno obvladuje, bodo zahtevali bodisi izboljšave pri upravljanju s tem tveganjem ali zmanjšanje izpostavljenosti oz. povečanje kapitala.

2.5 Tržna disciplina

Tretji steber kapitalskega sporazuma Basel II, imenovan tržna disciplina, spodbuja banke k učinkovitemu, varnemu in skrbnemu poslovanju, del katerega je tudi oblikovanje močne kapitalske baze za zaščito pred morebitnimi izgubami, ki izhajajo iz njihovega poslovanja. Nobena banka ne more popolnoma spregledati podobe, ki so si jo o njej ustvarili udeleženci na finančnem trgu in druga zainteresirana javnost. Banka, ki velja za varnejšo in uspešno voden, je močnejši pogajalec v razmerju do investitorjev, kreditojemalcev, depozitarjev in drugih strank. Poleg tega tržni pritiski silijo banke v učinkovito alokacijo sredstev in uporabo kapitala (Sušnik, 2001b, str. 32).

Banke morajo v okviru tretjega stebra vsaj enkrat letno v svojih poslovnih poročilih razkriti pomembnejše kvantitativne in kvalitativne podrobnosti o svojem finančnem položaju, rezultatu, obvladovanju tveganj ipd.. Tako objavljajo informacije o strukturi svojega kapitala, vključno s sestavinami kapitala in značilnostmi kapitalskih instrumentov (še posebej to velja za kompleksne hibridne instrumente in razne finančne inovacije). Tržni udeleženci so seznanjeni tudi z obsegom oblikovanih rezervacij za pokrivanje potencialnih izgub iz naslova kreditnega in drugih tveganj (Sušnik, 2000, str. 29).

Pri razlagi obvladovanja različnih vrst tveganj mora banka zainteresiranim uporabnikom ponuditi zadostne kvantitativne in kvalitativne informacije, ki jim pomagajo razumeti naravo in velikost izpostavljenosti banke različnim tveganjem. Na razpolago so jim pretekli podatki o poslovanju banke, ki omogočajo ugotavljanje trendov v gibanju izpostavljenosti. Banka razkriva tudi podatke o količnikih kapitalske ustreznosti, izračunanih v skladu z metodologijo iz kapitalskega sporazuma in drugimi regulatornimi standardi. V kvalitativnem opisu banka pojasnjuje svoje interne sisteme, ki jih uporablja za samoocenjevanje kapitalske ustreznosti (Sušnik, 2000, str. 29).

3 IZDELAVA MODELA VERJETNOSTI NEPLAČILA

Opisani model za ocenjevanje verjetnosti neplačila je poskusni model za eno izmed slovenskih poslovnih bank. Njegov namen je zaenkrat študijske narave. V nadaljnjih fazah bo namenjen izračunu kapitalskih zahtev za kreditno tveganje po pristopu na podlagi notranjih bonitetnih sistemov. Ta bo nadomestil sedaj uporabljen standardiziran pristop. Poleg tega se vse pogosteje pojavljajo zahteve zunanjih bonitetnih institucij po razkritju vrednosti povprečne verjetnosti neplačila in podatka o izpostavljenosti ob neplačilu za posamezne bonitetne skupine.

Pri izdelavi poskusnega modela sem se oprl na članek Statistično ocenjevanje verjetnosti neplačila za slovenska podjetja, ki sta ga v okviru t.i. Si-IRB skupine pri Odboru za pripravo slovenskih bank na Basel II in Združenja bank Slovenije (ZBS) pripravila Jovan in Šušteršičeva (2004). V članku so poleg metodologije statističnega ocenjevanja verjetnosti neplačila predstavljeni finančni kazalniki za potencialni slovenski model. Na kratko so podani problemi generiranja vzorca in kvalitete podatkov ter opisani primeri urejanja, redukcije in transformacije finančnih kazalnikov. Predstavljeni so logistična funkcija in logistični model ter bistveni parametri, skozi katere lahko ocenjujemo kvaliteto modela. Članek tudi opisuje način kalibriranja in mapiranja verjetnosti neplačila na posamezne bonitetne razrede.

Osnovna vodila pri gradnji modela so (Jovan & Šušteršič, 2004, str. 9):

- biti mora razumljiv,
- biti mora učinkovit,
- biti mora kalibriran na verjetnost neplačila,
- biti mora empirično preverjen.

V diplomskem delu sem se osredotočil na izdelavo in testiranje modela in ne na teoretične osnove uporabljenih statističnih metod in tehnik. Bralec si lahko te ogleda v Hair, Anderson, Tatham in Black (1998), Engelmann in Rauhmeier (2006) ali poenostavljene v Jovan in Šušteršičeva (2004).

3.1 Definicija nastopa neplačila

Oprelitev nastopa dogodka neplačila je ključna z vidika definicije odvisne spremenljivke, ocenitve modela in njegove uporabne vrednosti za končnega uporabnika bonitetnih informacij. Z novim Baselskim sporazumom (Basel II) se je definicija neplačila razširila, in sicer tako, da do neplačila s strani dolžnika pride, ko se zgodi eden ali oba od naslednjih dogodkov (Sklep o izračunu kapitalske zahteve za kreditno tveganje po pristopu na podlagi notranjih bonitetnih sistemov za banke in hranilnice, 2006):

- Banka meni, da obstaja majhna verjetnost, da bo dolžnik poravnal svoje kreditne obveznosti do banke, njene nadrejene družbe ali katerekoli njene podrejene družbe v celoti, ne da bi bilo za poplačilo treba uporabiti ukrepe, kakor je unovčenje zavarovanja (če obstaja).
- Dolžnik več kakor 90 dni zamuja s plačilom katere koli pomembne kreditne obveznosti do banke, njene nadrejene družbe ali katere koli njene podrejene družbe.

Elementi, ki lahko služijo kot indikatorji verjetnosti, da ne bo prišlo do poravnave obveznosti dolžnika, so naslednji (Čargo & Štajner, 2004, str. 15):

- banka beleži oz. obravnava kreditno obveznost kot nedonosno,
- banka v skladu s svojo obravnavo izpostavljenosti zaradi zaznave občutnega poslabšanja kvalitete kredita oblikuje odpis ali posebno rezervacijo,
- banka proda kredit po nižji ceni in tako ustvari ekonomsko izgubo,
- banka odobri restrukturiranje problematične terjatve, kadar je verjetno, da se bodo učinki opustitve plačila dolga ali odloga plačila glavnice, obresti ali drugih stroškov pokazali v zmanjšani finančni obveznosti dolžnika,
- banka vloži predlog za stečajni postopek zoper dolžnika ali za prisilno poravnavo oz. podoben postopek v zvezi z dolžnikovo obveznostjo do bančne skupine,
- dolžnik razglasi oz. je prisiljen iti v stečajni postopek ali podoben postopek zaščite upnika, ki lahko vodi k izogitvi ali odložitvi plačila obveznosti.

Na podlagi zgornjih indikatorjev in definicije dogodka neplačila je bil v bazi podatkov nastop neplačila pripisan komitentu, ko se zgodi eden od naslednjih dogodkov:

- 90-dnevna zamuda s plačilom obveznosti,
- stečaj gospodarske družbe,
- začetek prisilne poravnave nad gospodarsko družbo ali
- začetek likvidacije in/ali prisilne likvidacije gospodarske družbe.

V statističnem modelu je dogodek neplačila upoštevan kot odvisna spremenljivka. Vrednost odvisne spremenljivke za podjetje je določena eno leto kasneje, glede na časovni presek izračuna

vrednosti finančnih kazalnikov. Dogodek neplačila zavzema dve vrednosti. Vrednost 1 pri tistih posojilojemalcih, ki jim je bil v roku enega leta pripisan katerikoli od zgoraj opredeljenih dogodkov, in obratno – vsi posojilojemalci, ki jim ni bil pripisan noben od zgoraj opredeljenih dogodkov, imajo vrednost 0.

3.2 Populacija

Poskusni model vključuje podatke za podjetja, ki se ukvarjajo z gospodarsko dejavnostjo in so bila v letih 2006 in 2007 komitenti banke. Podjetje je bilo komitent banke v primeru, da je imelo izpostavljenost do banke na dan zaključnega računa. Iz populacije so izpadla podjetja, ki imajo značilno drugačno strukturo bilance. To so finančne ustanove, podjetja javnega sektorja, socialne in zdravstvene ustanove ipd.. Jovan in Šušteričeva (2004, str. 6) sta mnenja, da izločitev določenih kategorij podjetij zagotavlja natančnejše opredeljeno populacijo in boljši model za to populacijo. Hkrati pa to implicira gradnjo drugega modela za ta izločena podjetja, v kolikor so opredeljena kot podjetja v IRB pristopu.

3.3 Podatki

Baza podatkov vsebuje bilančne podatke, ki jih je banka kupila od Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (AJPES). Informacije o neplačilu komitentov izhajajo iz internih baz banke. Izločena podjetja z drugačno strukturo so bila identificirana na podlagi kriterija oznake standardne klasifikacije dejavnosti (SKD). Po SKD 2008 so ta podjetja razvrščena v področja K, O, P, Q, R in S. Natančna opredelitev področij je navedena v Tabeli 1 v Prilogah. Poleg teh so bila po posvetu z analitiki v banki iz analize izločena podjetja z bilančno vsoto manjšo od 100.000 evrov. Model namreč naj ne bi bil uporabljen za segment portfelja, ki je v večji meri odvisen od mehkih, kvalitativnih podatkov o poslovanju podjetja – ti v modelu niso vključeni – kot od kvantitativno izračunanih finančnih kazalnikov (Guidelines on Credit Risk Management: Rating Models and Validation, 2004, str. 83).

V analizo sem vključil najboljše finančne kazalnike za slovenski bančni sistem, ki so bili predhodno analizirani tudi na konkretnih podatkih in so predstavljeni v članku Jovana in Šušteričeve (2004, str. 15-22). Teh 21 finančnih kazalnikov je predstavljenih v Prilogah v Tabeli 2. Podatkom o finančnih kazalnikih iz danega leta je dodan podatek o nastopu neplačila eno leto kasneje. Tako se v primeru, da so v bazi podatkov kazalniki izračunani na osnovi bilance iz leta n , informacija o nastopu neplačila nanaša na leto $n+1$.

Razlog, da v bazo podatkov niso vključeni podatki za obdobja pred letom 2006, je pomanjkanje podatkov o nastopu neplačila za podjetja, kot jih je definiral baselski odbor. V Tabeli 2 na naslednjih strani je prikazano število enot v populaciji, razdeljeno po letih in po dobrih oz. slabih podjetjih.

Tabela 2: Prikaz števila za analizo razpoložljivih enot

Leto	Št. dobrih podjetij	Št. slabih podjetij	Skupaj
2006	2174	66	2240
2007	2210	66	2276
Skupaj	4384	132	4516

Vir: Interna baza podatkov poslovne banke, 2009.

3.4 Vzorčenje

Vzorčenje je proces, v katerem generiramo razvojni vzorec (angl. *development sample*). To je del populacije oz. portfelja, na podlagi katerega izvedemo sklepanje o celotni populaciji (portfelju). Pri tem je temeljno načelo slučajnosti oz. slučajno izbiranje elementov iz populacije v vzorec. V primeru kreditnega portfelja neke banke gre običajno za celotno populacijo te banke, zato bi se načeloma lahko uporabilo zgolj enostavno slučajno vzorčenje (angl. *simple random sampling* – SRS), kar je tudi najpreprostejša metoda. V praksi se uporabljajo tudi kompleksni vzorčni načrti (proporcionalni stratificirani vzorci ipd.). Do določene mere lahko vzorec naknadno popravimo z različnimi tehnikami uteževanja (Jovan & Šušteršič, 2004, str. 6-7).

Stephens (2001, str. 113) pri generiranju razvojnega vzorca predstavi uporabo večjega števila vzorcev (angl. *multiple sampling*), ki naj bi omogočili lažjo odločitev o izboru končnega modela. Pri izdelavi modela sem zato ustvaril več razvojnih vzorcev. Preizkusil sem tudi različna razmerja med neplačniki in plačniki za v vzorec vključene enote in sicer razmerja 1:2, 1:3 in 1:5. Zaradi majhnega števila neplačnikov sem v vzorec vključil vse neplačnike, dobre komitente oz. plačnike pa izbral z enostavnim slučajnim vzorčenjem. V primeru, da bi banka razpolagala s časovno vrsto, ki zajema daljše časovno obdobje od petih let ali celo ekonomski cikel, bi lahko poleg prileganja zunaj vzorca (angl. *out-of-sample fit*) preizkusil tudi prileganje modela izven časa (angl. *out-of-time fit*), v katerem je bil generiran razvojni vzorec. Za prileganje in preverjanje napovedne moči zunaj modela sem izdelal bazo, v kateri je 239 enot neplačnikov, ki niso komitenti banke, vendar sem imel zanje na voljo enake finančne podatke kot v bazi podatkov portfelja, ter vseh 4384 enot plačnikov, ki so prav tako zajeti tudi v bazi portfelja. V skladu s samim namenom poskusnega modela se je treba zadovoljiti z omejitvami, ki jih trenutne baze podatkov obsegajo.

3.5 Pregled in redukcija finančnih kazalnikov

Namen pregleda finančnih kazalnikov je, iz množice finančnih kazalnikov izdvojiti tiste, ki najbolj napovedujejo neplačilo. Kazalniki, ki vstopajo v model, morajo biti intuitivni oz. smiselni z vidika njihovih pričakovanih vplivov na neplačilo. Morajo biti napovedovalni, to pomeni, da vsak kazalnik v modelu posamezno dobro razlikuje med plačilom in neplačilom. Kazalniki morajo imeti tudi zadostno število opazovanj oz. malo manjkajočih vrednosti. Redukcija števila kazalnikov ima poleg praktičnih razlogov (nepreglednost modela) tudi statistične. Pri velikem številu kazalnikov po pravilu pride do multikolinearnosti (visoka korelacija med kazalniki), kar vpliva na nestabilnost modela (Jovan & Šušteršič, 2004, str. 7).

3.5.1 Transformacija kazalnikov

Transformacija kazalnikov služi optimizaciji vrednosti kazalnikov. Ekstremne vrednosti posameznih kazalnikov velikokrat namreč ne prispevajo dodatne informacije za napovedovanje neplačila. Pogosto zaradi šuma v podatkih odnos med kazalnikom in neplačilom niha okoli trenda in je zato nemonoton, kar znižuje napovedovalno moč modela. Problem se pojavi tudi pri kazalnikih, ki imajo v odnosu do neplačila obliko U – najmanjše in najvišje vrednosti kazalnika bolj vplivajo na stopnjo neplačila ali obratno (Jovan & Šušteršič, 2004, str. 8).

Pri obravnavi manjkajočih vrednosti kazalnikov sem se odločil za nadomestitev z mediano. Tako sem pri neplačniških podjetjih zamenjal manjkajoče vrednosti z mediano neplačnikov, manjkajoče vrednosti plačniških podjetij pa z mediano plačnikov. Logistična regresija je občutljiva na ekstremne vrednosti, zato sem vrednosti kazalnikov, ki so izračunani kot kvocienti, omejil na 2. in 98. centil. Postopek se imenuje windsorizacija (angl. *windsorization*). Uporabljene postopke transformacije za povečanje robustnosti modela predlagata tudi Sprent in Smeeton (2000, str. 434).

Kazalnike sem po obravnavi manjkajočih in ekstremnih vrednosti kategoriziral v 20 kategorij, tako da je bilo v vsaki kategoriji enako število enot. To pomeni, da se je nekemu intervalu osnovnih vrednosti finančnega kazalnika, ki predstavlja eno kategorijo, priredila zgolj ena vrednost. Poleg kategorizacije se v literaturi med transformacijo spremenljivk najpogosteje navaja standardizacija kazalnikov, uporaba sigmoidnih funkcij, uporaba neparametrične univariatne ocene neplačila za vsako spremenljivko in glajenje. Na primeru slovenskih podjetij v treh različnih testiranih statističnih modelih se je prav kategorizacija izkazala za najbolj učinkovito (Jovan, 2005, str. 9).

3.5.2 Analiza posameznih kazalnikov

Pregled in redukcija 141 finančnih kazalnikov je bila opravljena že v okviru Si-IRB skupine. Pri analizi se zaradi študijske narave gradnje modela nisem omejil zgolj na uporabo v članku za končni model predlaganih 11 kazalnikov, ampak sem za ocenjevanje kvalitete izbranih 21 kazalnikov in njihove redukcije tudi sam uporabil različna analitična orodja, in sicer:

- Grafe, ki ponazarjajo relacijo med kazalnikom in stopnjo neplačila.
- Neparametrični test mediane, ki kaže razliko v porazdelitvi (angl. *shape*) in lokaciji (angl. *location*) med plačniki in neplačniki.
- Spearmanov korelacijski koeficient – neparametrična korelacija pokaže povezanost med kazalnikom in stanjem odvisne spremenljivke.
- ROC krivuljo, ki pokaže, kako dobro nek kazalnik razločuje med plačniki in neplačniki.

V nadaljevanju sem iz nadaljnje analize izločil en kazalnik zaradi velikega števila manjkajočih vrednosti in kazalnik s statistično neznačilno korelacijo z dogodkom neplačila. V Tabeli 3 v Prilogah so predstavljeni deleži manjkajočih vrednosti pri posameznem kazalniku, vrednosti korelacijskega koeficienta in področje pod ROC krivuljo (angl. *area under the curve* – AUC). Izbral sem 13 kazalnikov za modeliranje, ki na podlagi zgornjih testov kažejo največjo

posamezno moč razlikovanja med plačniki in neplačniki. Pri tem sem z vsakega področja tveganja obdržal vsaj en kazalnik.

3.6 Model

3.6.1 Specifikacija in ocenjevanje modela

Modeliranje poteka v treh osnovnih korakih (Jovan & Šušteršič, 2004, str. 9):

- Pregled in redukcija podatkov: namen le-te je preučevanje posameznih relacij med potencialno relevantnimi kazalniki in neplačilom.
- Specifikacija in ocenjevanje modela: opredelitev vseh spremenljivk v modelu in multivariatna analiza (logistična regresija, diskriminantna analiza, probit regresija, nevronske mreže).
- Kalibracija: rezultati veljavnega modela so kalibrirani z večletno povprečno stopnjo neplačila in mapirani na bonitetne razrede.

Pregled in redukcija kazalnikov sta bila opisana v prejšnjem poglavju. Kalibracija modela je predstavljena v naslednjem podpoglavju. Mapiranja verjetnosti neplačila v diplomskem delu ne obravnavam. Z izdelanim modelom napovedujem verjetnost neplačila za eno leto naprej, kar pomeni, da je napoved verjetnosti neplačila v letu 2008 izdelana glede na bilance prejšnjih let.

V strokovni literaturi je najpogosteje priporočana statistična metoda za ocenjevanje verjetnosti neplačila binarna logistična regresija (angl. *binary logistic regression*). Ena izmed prednosti logistične regresije v primerjavi z npr. diskriminantno analizo je v tem, da ne zahteva homoskedastičnosti (konstantne variance slučajnih napak za vse opazovane vrednosti neodvisnih spremenljivk, ki so vnaprej določene) in normalne porazdelitve za plačnike in neplačnike. Zaradi te robustnosti sem se pri izdelavi modela odločil uporabiti logistično regresijo.

Logistična regresijska funkcija je (Jovan & Šušteršič, 2004, str. 10):

$$\log \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \log O_i = \alpha + \beta_1(X_{1i}) + \beta_2(X_{2i}) + \dots + \beta_m(X_{mi}) \quad (3)$$

π_i pogojna verjetnost, da se bo nek dogodek zgodil (komitent ne bo plačal)

$1 - \pi_i$ pogojna verjetnost, da se nek dogodek ne bo zgodil (komitent bo plačal)

X_{ki} pojasnjevalne spremenljivke (kazalniki)

i = 0 (plačilo); = 1 (neplačilo)

k = 1, 2, ..., m

Logistični model pa:

$$\pi(x) = \frac{e^{g(x)}}{1 + e^{g(x)}}, \text{ pri čemer je } g(x) = \log O_i \quad (4)$$

Poleg parametrov model *hi*-kvadrat, pseudo R^2 in prileganje podatkov opredeljenemu modelu (angl. *goodness-of-fit*) je ključnega pomena pri ocenjevanju kakovosti modela ROC krivulja. Področje pod ROC krivuljo, ki sega od 0 do 1, predstavlja mero zmožnosti diskriminiranja modela med neplačniki in plačniki. Področje pod krivuljo je enako verjetnosti, da bo imel neplačnik višjo ocenjeno verjetnost neplačila kot plačnik. V praksi se je oblikovalo pravilo pri evalvaciji področja pod krivuljo, in sicer se vrednosti, višje od 0,8, smatrajo kot odlično razločevanje, medtem ko je sprejemljivo razločevanje med vrednostjo 0,7 in 0,8. (Jovan & Šušteršič, 2004, str. 10).

Koeficient natančnosti (angl. *accuracy ratio* – AR) je izpeljan iz različnih krivulj razločevanja in je mera, ki relativizira različne mere diskriminatorne moči modela. Na ta način je mogoče primerjati kakovost razločevanja različnih modelov. AR meri področje pod ROC krivuljo in primerja to z idealnim (popolno razločevanje) in naključnim (brez razločevanja) modelom. Idealni model bi imel AR 100 %, naključni model pa 0 %. Praksa je pokazala, da se smatra za modele z dobrim razločevanjem tiste, ki imajo AR okoli 70 % (Jovan & Šušteršič, 2004, str. 10).

3.6.2 Gradnja in izbor modela

S pomočjo statističnega programskega paketa SPSS (v nadaljevanju SPSS) in multivariatne analize sem ob uporabi logistične funkcije proučil kakovost modelov na različnih vzorcih. Pri modeliranju sem pri ukazu »*Binary Logistic Regression*« izbral metodo »*Backward: Wald*«, ki omogoča samodejni izbor statistično značilnih kazalnikov. Po tej metodi SPSS v model najprej vključi vse spremenljivke in potem v vsakem koraku posebej izloči statistično najbolj neznačilno, dokler ne ostanejo v modelu le statistično značilne. Kot kriterij izključevanja SPSS uporabi Waldov koeficient. Prag verjetnosti za izključitev spremenljivke sem določil pri 10 %. Pri testiranju vzorcev z različnimi razmerji med neplačniki in plačniki sem najprej izločil nadaljnje vzorčenje v razmerju 1:5 zaradi nizkih napovedi odstotka pravih napovedi neplačila. Nato sem izključil še vzorčenje v razmerju 1:3 zaradi nizkega števila vključenih kazalcev. Na koncu sem oblikoval osem vzorcev z razmerjem 1:2. Prikaz lastnosti različnih vzorcev z označenimi kazalniki, ki so bili izbrani v model, je v Tabeli 4 v Prilogah.

Na osnovi parametrov kakovosti modela sem zožil izbor modelov iz osem na štiri vzorce, in sicer z razvojnimi oznakami 1:2_A, 1:2_R, 1:2_B in 1:2_E ter ocenil njihovo prileganje zunaj vzorca. V Tabeli 3 na naslednji strani je prikazana primerjava lastnosti modelov grajenih na teh štirih različnih vzorcih, in njihovo prileganje zunaj vzorca. Na podlagi odstotka pravih napovedi zunaj vzorca in zajetja največjega števila področij tveganja sem se odločil za končni model z razvojno oznako 1:2_A. V Prilogah na strani 8 je priložen Izpis iz SPSS-a za končni model.

Izbrana končna funkcija ima naslednjo obliko:

$$PD = \frac{e^{3,0679 - 0,1254 \cdot x_2 - 0,0583 \cdot x_3 - 0,0802 \cdot x_4 - 0,1060 \cdot x_5 - 0,0627 \cdot x_6 + 0,0500 \cdot x_7}}{1 + e^{3,0679 - 0,1254 \cdot x_2 - 0,0583 \cdot x_3 - 0,0802 \cdot x_4 - 0,1060 \cdot x_5 - 0,0627 \cdot x_6 + 0,0500 \cdot x_7}} \quad (5)$$

x_2, x_3, \dots, x_7 kategorizirane vrednosti vključenih kazalnikov

Tabela 3: Primerjava lastnosti modelov med različnimi vzorci in njihovo prileganje zunaj vzorca

Oznaka vzorca	1:2_A	1:2_R	1:2_B	1:2_E
<i>Model</i>				
Št. vključenih kazalnikov	6	5	5	6
Področje pod ROC krivuljo (AUC)	0,813	0,829	0,837	0,833
Koeficient natančnosti (AR)	62,6%	65,8%	67,4%	66,6%
% pravih napovedi plačnikov (0,50)	88,6	89,4	90,2	89,0
% pravih napovedi neplačnikov (0,50)	54,5	53,8	57,6	59,8
% pravih napovedi – celoten (0,50)	77,3	77,5	79,3	79,3
<i>Prileganje zunaj vzorca</i>				
Oznaka vzorca	1:2_A	1:2_R	1:2_B	1:2_E
Področje pod ROC krivuljo (AUC)	0,843	0,849	0,848	0,848
Koeficient natančnosti (AR)	68,6%	69,8%	69,6%	69,6%
% pravih napovedi plačnikov (0,40)	81,8	81,8	79,8	80,2
% pravih napovedi neplačnikov (0,40)	71,6	72,2	73,4	74,5
% pravih napovedi – celoten (0,40)	81,3	81,3	79,5	79,9
% pravih napovedi plačnikov (0,50)	89,2	87,7	86,3	87,0
% pravih napovedi neplačnikov (0,50)	58,8	66,1	65,6	67,2
% pravih napovedi – celoten (0,50)	87,9	86,6	85,3	86,1
% pravih napovedi plačnikov (0,60)	93,2	92,3	90,9	91,8
% pravih napovedi neplačnikov (0,60)	49,0	55,9	56,9	56,4
% pravih napovedi – celoten (0,60)	91,3	90,5	89,3	90,2

Legenda: Pri % pravih napovedi so v oklepajih različne točke razdelitve (angl. *cut value*).

Vir: Interna baza podatkov poslovne banke, 2009.

Zaradi morebitnega vpliva dejavnosti podjetja na neplačilo sem se le-to odločil vključiti v gradnjo modela kot nepravo spremenljivko (angl. *dummy variable*) in preveriti njen vpliv. Kodiranje nepravih spremenljivk je prikazano v Prilogah v Tabeli 5. Vpliv dejavnosti je bil preizkušen na dveh najboljših vzorcih z oznakama 1:2_A in 1:2_B. Statistično značilen vpliv se je izkazal pri prvem od njiju, in sicer za dejavnost gradbeništva. Vključitev neprave spremenljivke ni povzročila bistvene spremembe vrednosti beta koeficientov pri posameznih finančnih kazalnikih. Prikaz je v enačbi (6). Pri testiranju novega modela z vključenim vplivom dejavnosti gradbeništva se je izboljšalo predvsem napovedovanje odstotka pravih napovedi neplačila in sicer predvsem v bazi portfelja komitentov banke. Primerjava rezultatov je v Tabeli 6 in Tabeli 7 v Prilogah.

Izbrana končna funkcija z vključenim vplivom dejavnosti ima naslednjo obliko:

$$PD = \frac{e^{2,9933 - 0,1249 \cdot x_2 - 0,0563 \cdot x_3 - 0,0812 \cdot x_4 - 0,1068 \cdot x_5 - 0,0650 \cdot x_6 + 0,0501 \cdot x_7 + 0,8881 \cdot D_5}}{1 + e^{2,9933 - 0,1249 \cdot x_2 - 0,0563 \cdot x_3 - 0,0812 \cdot x_4 - 0,1068 \cdot x_5 - 0,0650 \cdot x_6 + 0,0501 \cdot x_7 + 0,8881 \cdot D_5}} \quad (6)$$

x_2, x_3, \dots, x_7 kategorizirane vrednosti vključenih kazalnikov

D_5 neprava spremenljivka za vpliv dejavnosti gradbeništva

3.6.3 Kalibracija izbranega končnega modela

Kalibracija modela je potrebna, ker je delež slabih podjetij v vzorcu drugačen od deleža slabih podjetij v portfelju banke. Zaradi tega so z logistično regresijo ocenjene vrednosti verjetnosti neplačila bistveno previsoke. Vendar vrednosti v vzorcu niso neposredno povezane s tistimi v portfelju, ampak posredno z uporabo relativnih frekvenc neplačnikov (angl. *relative default frequencies* – RDF), ki predstavljajo razmerje med neplačniki in plačniki. RDF je neposredno sorazmeren s splošno verjetnostjo neplačila (PD) na način, kot je prikazan v enačbi (7) (Guidelines on Credit Risk Management, 2004, str. 86).

$$RDF = \frac{PD}{1 - PD} \quad \text{ali} \quad PD = \frac{RDF}{1 + RDF} \quad (7)$$

Sama kalibracija poteka po enačbi (8) (Guidelines on Credit Risk Management, 2004, str. 86):

$$RDF_{\text{kalibrirana}} = RDF_{\text{komitenta}} \cdot \frac{RDF_{\text{portfelja}}}{RDF_{\text{vzorca}}} \quad (8)$$

$RDF_{\text{portfelja}}$ relativna frekvenca neplačnikov v celotnem portfelju banke, ki je določena na podlagi dejanskih historičnih podatkov

RDF_{vzorca} relativna frekvenca neplačnikov, izračunana iz povprečne vrednosti PD z modelom ocenjenih dobrih podjetij

$RDF_{\text{komitenta}}$ relativna frekvenca neplačnikov, izračunana z modelom ocenjene PD

Iz dobljene vrednosti $RDF_{\text{kalibrirana}}$ pridemo do kalibrirane PD po enačbi (7). Pri kalibraciji sem upošteval vrednost $RDF_{\text{portfelja}}$, ki je enaka 0,0301, in RDF_{vzorca} , ki je enaka 0,3190.

3.7 Omejitve modela

Končni model za ocenjevanje neplačila je bil razvit na skromni bazi podatkov. Uporabljena časovna vrsta dveh let je bistveno prekratka glede na zahteve Basla II. Kljub temu da sem z izločanjem določenih skupin podjetij izdelal model, ki je sicer bolj zanesljiv za ciljno populacijo, je le-ta še vedno preširoka. Z leti, ko bo na voljo daljša časovna vrsta in s tem večje število razpoložljivih enot v populaciji, bo potrebno razmisliti o smiselnosti gradnje ločenega modela za različno velika podjetja. Z vključitvijo dejavnosti podjetja kot neprave spremenljivke sem dokazal tudi njen statistično značilen vpliv na verjetnost neplačila. Zaradi tega je potrebno pri nadaljnjem razvoju modela nameniti posebno pozornost morebitnim spremembam v

gospodarstvu tekom posameznega gospodarskega cikla. Kljub dobri napovedni moči modela zunaj vzorca je na dolgi rok pomembno predvsem prileganje modela izven časovne vrste.

Druga pomanjkljivost modela, ki je značilna za vse statistične modele za določanje verjetnosti neplačila, je ta, da so vanj vključeni le finančni kazalniki, ne pa tudi mehki dejavniki poslovanja podjetja. Segment podjetij, pri katerih so ti dejavniki predvsem pomembni, so majhna podjetja. Tej pomanjkljivosti sem se delno izognil s kriterijem spodnje meje bilančne vsote podjetja v višini 100.000 evrov, vendar so lahko ti dejavniki pomemben del dogodka neplačila tudi pri ostalih podjetjih.

SKLEP

Pri bančnem poslovanju med tveganji največji delež zagotovo predstavlja kreditno tveganje, predvsem z vidika potencialnih izgub, zaradi česar je za banko izrednega pomena, da zagotovi učinkovito upravljanje in obvladovanje tega tveganja. Banke zmanjšujejo kreditno tveganje z analizo kreditne sposobnosti posojilojemalcev in tako glede na oceno tveganja določijo višino zaračunane obrestne mere ter oblikujejo potrebne oslabitve.

Nov kapitalski sporazum, imenovan Basel II, je na področju kreditnega tveganja prinesel predvsem nove možnosti za učinkovitejše upravljanje z njim. Poleg standardiziranega pristopa, ki je bil novost v prvem kapitalskem sporazumu Basel I, Basel II uvaja dva nova pristopa na podlagi notranjih bonitetnih sistemov za merjenje kreditnega tveganja in na njih temelječih izračunih kapitalskih zahtev. V IRB pristopu vhodne podatke predstavljajo 3 komponente tveganja, ki so: PD – verjetnost neplačila, LGD – izguba v primeru neplačila in EAD – izpostavljenost ob neplačilu. V okviru osnovnega pristopa mora banka zagotavljati lastne ocene le za komponento PD, ostali dve določi nadzornik. Pri uporabi naprednega IRB pristopa pa so potrebne lastne ocene tudi za ostali dve komponenti.

V diplomski nalogi sem z namenom vpeljave statističnega modela za ocenjevanje verjetnosti neplačila komitentov banke, ki je potreben pogoj pri uporabi osnovnega IRB pristopa, analiziral vpliv različnih kazalnikov poslovanja na verjetnost neplačila. Poskusni model temelji na priznani in široko uporabljeni metodi za ocenjevanje binarnih odvisnih spremenljivk, imenovani logistična regresija, pri kateri se skozi vhodne parametre – finančne kazalnike oceni funkcija, ki napoveduje prihodnje verjetnosti neplačila. Izdelan model z vidika različnih mer kakovosti dobro ločuje neplačnike in plačnike ter zadovoljivo napoveduje prihodnjo verjetnost neplačila. Izdelan je v skladu z Baselsko definicijo. Prvi korak pri izdelavi modela, ki je bil izredno zahteven, je bilo zbiranje finančnih podatkov in pripis neplačila. Temu je nato sledilo čiščenje baze ter definiranje in izračun kazalnikov in na koncu sama izdelava modela na različnih vzorcih. V modelu se je za pomembno omejitev, ki sem jo pričakoval že pred samim začetkom izdelave, izkazala komaj dvoletna časovna vrsta. S kalibriranjem končno izbranega modela na portfelj banke sem pripravil osnovo za mapiranje verjetnosti neplačila po bonitetnih skupinah. Z vgraditvijo v aplikacijo banke bo model zaživel v praksi. Pri njegovi uporabi bo treba biti v začetnih fazah uporabe posebno pozoren zaradi predstavljenih omejitev.

LITERATURA IN VIRI

1. Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23 (4), 589-609.
2. Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4 (3), 71-111.
3. Berg, D. (2005). Bankruptcy Prediction by Generalized Additive Models. *Statistical Research Report*, 1, 36 str.
4. Čargo, A. & Štajner, M. (2004). Minimalne zahteve za uvedbo IRB pristopa. *Banka Slovenije*. Najdeno 8. maja 2009 na spletnem naslovu <http://www.bsi.si/library/includes/datoteka.asp?DatotekaId=535>
5. Engelmann, B. & Rauhmeier, R. (2006). *The Basel II Risk Parameters*. Heidelberg: Springer Berlin.
6. *Guidelines on Credit Risk Management: Rating Models and Validation* [Oesterreische Nationalbank]. (2004). Najdeno 23. maja na spletnem naslovu http://www.oenb.at/en/img/rating_models_tcm16-22933.pdf
7. Jovan, M. & Šušterič, M. (2004). Statistično ocenjevanje verjetnosti neplačila za slovenska podjetja. *Banka Slovenije*. Najdeno 8. maja 2009 na spletnem naslovu <http://www.bsi.si/library/includes/datoteka.asp?DatotekaId=543>
8. Jovan, M. (2005). Od česa je odvisno razločevanje statističnih modelov?. *Banka Slovenije*. Najdeno 8. maja 2009 na spletnem naslovu <http://www.bsi.si/library/includes/datoteka.asp?DatotekaId=503>
9. Karpe, P. (1997). Klasična tveganja bančnega poslovanja – kreditno tveganje. *Bančni vestnik*, 4, 36-38.
10. Kovač, M. (2003). Regulatorni nadzor v Baslu II. *Banka Slovenije*. Najdeno 9. maja na spletnem naslovu <http://www.bsi.si/library/includes/datoteka.asp?DatotekaId=510>
11. Hair, J. F., Jr, Anderson, R. E., Tatham, R. L. & Black, W. C. (1998). *Multivariate Data Analysis*. (5th ed.) Upper Saddle River: Prentice Hall.
12. Matten, C. (2000). *Managing bank capital*. (2nd ed.) Chichester: John Wiley and Sons, Inc.
13. Mramor, D., Košiček, A., Pahor, M., Prusnik, M., Valentinčič, A. & Verbovšek, P. (1998). *Napovedovanje plačilne sposobnosti slovenskih podjetij v obdobju 1994-1997: skupno končno poročilo o svetovalno-raziskovalnih nalogah*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta, CISEF.

14. *The New Basel Capital Accord* [Bank for International Settlements]. (2001). Najdeno 7. maja 2009 na spletnem naslovu <http://www.bis.org/publ/bcbsca03.pdf>
15. *The New Basel Capital Accord: an explanatory note* [Bank for International Settlements]. (2001). Najdeno 7. maja 2009 na spletnem naslovu <http://www.bis.org/publ/bcbsca01.pdf>
16. Ohlson, A. J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), 109-131.
17. *Quantitative Impact Study 3 - Overview of Global Results* [Bank for International Settlements]. (2003). Najdeno 3. julija na spletnem naslovu <http://www.bis.org/bcbs/qis/qis3results.pdf>
18. Saunders, A. & Cornett, M. M. (2006). *Financial Institutions Management*. (5th ed.) New York: McGraw-Hill.
19. Sprent, P. & Smeeton, N. C. (2000). *Applied Nonparametric Statistical Methods*. (3rd ed.) B.k.: Chapman & Hall/CRC.
20. Stephens, K. S. (2001). *The Handbook of Applied Acceptance Sampling: Plans, Procedures & Principles*. Milwaukee: ASQ Quality Press.
21. Sušnik, S. (2000). Predlagane spremembe mednarodnih standardov kapitala in kapitalске ustreznosti bank. *Zbornik 6. strokovnega posvetovanja o bančništvu – Analiza bančnih tveganj* (str. 21-32). Portorož: Zveza ekonomistov Slovenije.
22. Sušnik, S. (2001a). Prihodnost baselskih kapitalskih standardov (1). *Bančni vestnik*, 4, 40-46.
23. Sušnik, S. (2001b). Prihodnost baselskih kapitalskih standardov (2). *Bančni vestnik*, 6, 31-34.
24. Tattersall, J. & Smith, R. (2005). *A Practitioner's Guide to the Basel Accord*. (1st ed.) Old Woking: City & Financial.
25. Zakon o bančništvu. (2006). *Uradni list RS*. (Št. 131/2006, 14. december 2006).
26. Sklep o izračunu kapitalске zahteve za kreditno tveganje po pristopu na podlagi notranjih bonitetnih sistemov za banke in hranilnice (2006). *Uradni list RS*. (Št. 135/2006, 21. december 2006).

PRILOGE

Seznam uporabljenih kratic

- AOP avtomatska obdelava podatkov
- AR accuracy ratio
- AUC area under the curve
- BCBS Basel Committee on Banking Supervision
- BIS Bank for International Settlements
- BS Banka Slovenije
- EAD exposure at default
- IRB Internal Rating Based Approach
- LGD loss given default
- M effective maturity
- OECD Organisation for Economic Co-operation and Development
- PD probability of default
- QIS 3 Third Quantitative Impact Study
- RDF relative default frequencies
- SKD standardna klasifikacija dejavnosti
- SRS simple random sampling
- ZBS Združenje bank Slovenije

Tabela 1: Standardne klasifikacije dejavnosti – SKD po področjih z opisom področij in pripadajočim razponom šifer posameznih dejavnosti

Šifra	Področje	Opis
01100 - 03220	A	Kmetijstvo in lov, gozdarstvo, ribištvo
05100 - 09900	B	Rudarstvo
10110 - 33200	C	Predelovalne dejavnosti
35111 - 35300	D	Oskrba z električno energijo, plinom in paro
36000 - 39000	E	Oskrba z vodo; ravnanje z odplakami in odpadki; saniranje okolja
41100 - 43990	F	Gradbeništvo
45110 - 47990	G	Trgovina; vzdrževanje in popravila motornih vozil
49100 - 53200	H	Promet in skladiščenje
55100 - 56300	I	Gostinstvo
58110 - 63990	J	Informacijske in komunikacijske dejavnosti
64110 - 66300	K	Finančne in zavarovalniške dejavnosti
68100 - 68320	L	Poslovanje z nepremičninami
69101 - 75000	M	Strokovne, znanstvene in tehnične dejavnosti
77110 - 82990	N	Druge raznovrstne poslovne dejavnosti
84110 - 84300	O	Dejavnost javne uprave in obrambe; dejavnost obvezne socialne varnosti
85100 - 85600	P	Izobraževanje
86100 - 88999	Q	Zdravstvo in socialno varstvo
90010 - 93299	R	Kulturne, razvedrilne in rekreacijske dejavnosti
94110 - 96090	S	Druge storitvene dejavnosti
97000 - 98200	T	Dejavnost gospodinjstev z zaposlenim hišnim osebjem; proizvodnja za lastno rabo
99000	U	Dejavnost eksteritorialnih organizacij in teles

Vir: Lasten prikaz.

Tabela 2: Testirani kazalniki – posamezne številke pri izračunu pomenijo ustrezne AOP (avtomatska obdelava podatkov) oznake po Slovenskih računovodskih standardih 2006

Izračun kazalnika	Kazalnik	Področje tveganje
$(075 + 085 + 072 + 095) / 001$	koeficient finančne varnosti	finančno vzvodje
056 / 001	koeficient finančne varnosti	finančno vzvodje
$056 / (075 + 085 + 072 + 095)$	koeficient finančne varnosti	finančno vzvodje
$(056 + 072 + 075) / (002 + 034)$	koeficient financiranja dolgoročnih sredstev	dolgoročna plačilna sposobnost
$(151 + 152 + 145 + 153 - 168) / 169$	mnogokratnik obresti EBIT/I	servisiranje dolga
$(186 + 187 + 145) / (075 + 085)$	koeficient pokritosti celotnih obveznosti z enostavnim denarnim tokom	servisiranje dolga
$(040 - 064 + 052) / (085 + 095)$	hitri koeficient	likvidnost
048 / 091	kratkoročni koeficient	likvidnost
$(126 + 153 + 178)_t / (126 + 153 + 178)_{t-1}$	rast vseh prihodkov	rast
001 _t / 001 _{t-1}	rast celotnih sredstev	rast
056 _t / 056 _{t-1}	rast kapitala	rast
$(126 + 153 + 178)$	vsi prihodki	velikost
001	celotna sredstva	velikost
056	kapital	velikost
126 / 001	učinkovitost sredstev	učinkovitost
$(110 + 123) / 091$	obračanje kratkoročnih obveznosti	učinkovitost
$(110 + 123) / 048$	obračanje kratkoročnih terjatev	učinkovitost
$(186 + 187) / 126$	donosnost prodaje	uspešnost
$(182 + 183) / (126 + 153 + 178)$	donosnost vseh prihodkov	uspešnost
$(151 + 152 + 153 - 168) / 001$	donosnost sredstev	uspešnost
$(126 + 153 + 178) / (127 + 166 + 181)$	koeficient celotne gospodarnosti	uspešnost

Vir: Lasten prikaz.

Tabela 3: Delež manjkajočih vrednosti posameznega kazalca, vrednost korelacijskega koeficienta neplačila z vrednostmi finančnih kazalnikov in površina pod ROC krivuljo

Kazalnik	Delež manjkajočih vrednosti		Vrednost korelacijskega koeficienta		Površina pod ROC krivuljo
	(v vzorcu)	(v portfelju)	(Spearman's rho)	(st. značilnosti)	(AUC)
1	0,1%	0,8%	-0,288	(0,000)	0,680
2	0,0%	0,0%	+0,335	(0,000)	0,276
3	0,0%	0,0%	-0,335	(0,000)	0,724
4	0,0%	0,0%	-0,335	(0,000)	0,724
5	0,0%	0,1%	-0,258	(0,000)	0,631
6	0,0%	0,4%	-0,133	(0,008)	0,606
7	0,1%	0,4%	-0,281	(0,000)	0,672
8	0,0%	0,0%	-0,272	(0,000)	0,662
9	0,0%	0,1%	-0,229	(0,000)	0,627
10	1,8%	22,3%	-0,497	(0,000)	0,820
11	0,0%	0,0%	-0,418	(0,000)	0,786
12	0,2%	1,3%	-0,403	(0,000)	0,753
13	0,0%	0,0%	-0,389	(0,000)	0,755
14	0,0%	0,0%	-0,336	(0,000)	0,724
15	0,0%	0,0%	-0,389	(0,000)	0,755
16	0,0%	0,0%	-0,186	(0,000)	0,638
17	0,0%	0,4%	-0,293	(0,000)	0,704
18	0,1%	0,4%	-0,144	(0,004)	0,594
19	0,0%	0,0%	+0,011	(0,824)	0,513
20	0,0%	0,0%	+0,100	(0,047)	0,444
21	0,0%	0,0%	-0,181	(0,000)	0,621

Vir: Interna baza podatkov poslovne banke, 2009.

Tabela 4: Primerjave lastnosti modela med različnimi vzorci in v model vključenih kazalnikov

Oznaka vzorca	1:2_A	1:2_R	1:2_B	1:2_C	1:2_D	1:2_E	1:2_F	1:2_G	1:3_A	1:3_B	1:5
	<i>Model</i>										
Št. vključenih kazalnikov	6	5	5	6	5	6	6	6	4	4	5
Področje pod ROC krivuljo (AUC)	0,813	0,829	0,837	0,830	0,807	0,833	0,817	0,805	0,849	0,811	0,825
Koeficient natančnosti (AR)	62,6%	65,8%	67,4%	66,0%	61,4%	66,6%	63,4%	61,0%	69,8%	62,2%	65,0%
Nagelkerke R Square	0,351	0,393	0,408	0,403	0,342	0,405	0,366	0,341	0,407	0,323	0,320
% pravih napovedi plačnikov (0,5)	88,6	89,4	90,2	89,4	89,4	89,0	88,6	89,0	93,2	90,7	96,7
% pravih napovedi neplačnikov (0,5)	54,5	53,8	57,6	58,3	50,0	59,8	51,5	52,3	50,8	40,2	31,1
% pravih napovedi – celoten (0,5)	77,3	77,5	79,3	79,0	76,3	79,3	76,3	76,8	82,6	78,0	85,7

Šifra kazalnika in področje tveganja	<i>Vključeni kazalniki</i>										
K1 dolgoročna plačilna sposobnost			o								
K3 finančno vzvodje	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
K5 likvidnost	x	x			x			x		o	x
K6 likvidnost				x			o		o		
K8 rast	x	x	x		x	x	x	x	x	x	x
K9 rast		o						o		o	
K11 servisiranje dolga		x			x		x	x		x	x
K12 uspešnost	x	o				x	x		x		o
K13 uspešnost			x	x		o	x				
K14 uspešnost											
K16 učinkovitost	x	x	x	x	x	x	x		x		x
K17 učinkovitost	o		o	x		x		x	o	o	
K21 velikost	x		x	o	o	x		x	o	x	o

Legenda: X – kazalnik je bil vključen v končni model.

O – kazalnik je izpadel v zadnjem oz. zadnjih korakih izločanja.

Vir: Interna baza podatkov poslovne banke, 2009.

Tabela 5: Kodiranje nepravih spremenljivk

		SKD področje												
		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	L	M	N
Neprava spremenljivka	D1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	D2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	D3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	D4	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	D5	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	D6	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	D7	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	D8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	D9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	D10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	D11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	D12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Vir: Lasten prikaz.

Tabela 6: Primerjava rezultatov izbranega končnega modela z rezultati končnega modela z vključeno dejavnostjo kot nepravo spremenljivko v vzorcu

Oznaka vzorca	1:2_A	1:2_A + D5
<i>Model</i>		
Št. vključenih kazalnikov	6	6+1 D
Področje pod ROC krivuljo (AUC)	0,813	0,818
Koeficient natančnosti (AR)	62,6%	63,6%
% pravih napovedi plačnikov (0,50)	88,6	89,4
% pravih napovedi neplačnikov (0,50)	54,5	58,3
% pravih napovedi – celoten (0,50)	77,3	79,0

Vir: Interna baza podatkov poslovne banke, 2009.

Tabela 7: Primerjava rezultatov izbranega končnega modela z rezultati končnega modela z vključeno dejavnostjo kot nepravo spremenljivko zunaj vzorca in na portfelju

Oznaka vzorca	1:2_A	1:2_A + D5
<i>Prileganje zunaj vzorca</i>		
Področje pod ROC krivuljo (AUC)	0,843	0,844
Koeficient natančnosti (AR)	68,6%	68,8%
% pravih napovedi plačnikov (0,40)	81,8	81,7
% pravih napovedi neplačnikov (0,40)	71,6	71,6
% pravih napovedi – celoten (0,40)	81,3	81,2
% pravih napovedi plačnikov (0,45)	85,9	85,6
% pravih napovedi neplačnikov (0,45)	67,2	66,7
% pravih napovedi – celoten (0,45)	85,1	84,8
% pravih napovedi plačnikov (0,50)	89,2	88,9
% pravih napovedi neplačnikov (0,50)	58,8	58,8
% pravih napovedi – celoten (0,50)	87,9	87,6
% pravih napovedi plačnikov (0,55)	91,6	91,1
% pravih napovedi neplačnikov (0,55)	53,4	55,4
% pravih napovedi – celoten (0,55)	89,9	89,6
% pravih napovedi plačnikov (0,60)	93,2	93,0
% pravih napovedi neplačnikov (0,60)	49,0	50,5
% pravih napovedi – celoten (0,60)	91,3	91,1
Oznaka vzorca	1:2_A	1:2_A + D5
<i>Prileganje na portfelju</i>		
Področje pod ROC krivuljo (AUC)	0,820	0,821
Koeficient natančnosti (AR)	64,0%	64,2%
% pravih napovedi plačnikov (0,40)	81,8	81,7
% pravih napovedi neplačnikov (0,40)	67,4	68,9
% pravih napovedi – celoten (0,40)	81,4	81,3
% pravih napovedi plačnikov (0,45)	85,9	85,6
% pravih napovedi neplačnikov (0,45)	59,1	62,1
% pravih napovedi – celoten (0,45)	85,2	84,9
% pravih napovedi plačnikov (0,50)	89,2	88,9
% pravih napovedi neplačnikov (0,50)	54,5	58,3
% pravih napovedi – celoten (0,50)	88,2	88,0
% pravih napovedi plačnikov (0,55)	91,6	91,1
% pravih napovedi neplačnikov (0,55)	47,0	51,5
% pravih napovedi – celoten (0,55)	90,3	90,0
% pravih napovedi plačnikov (0,60)	93,2	93,0
% pravih napovedi neplačnikov (0,60)	43,2	43,2
% pravih napovedi – celoten (0,60)	91,8	91,6

Vir: Interna baza podatkov poslovne banke, 2009.

Logistic Regression

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 8 ^a	Step	-1,791	1	,181
	Block	115,236	6	,000
	Model	115,236	6	,000

a. A negative Chi-squares value indicates that the Chi-squares value has decreased from the previous step.

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
8	388,883 ^a	,252	,351

a. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
8	4,075	8	,850

Classification Table^a

		Predicted			Percentage Correct
		DEFAULT		Percentage Correct	
Observed	0	1			
	Step 8	DEFAULT 0	234	30	88,6
	1	60	72	54,5	
Overall Percentage				77,3	

a. The cut value is ,500

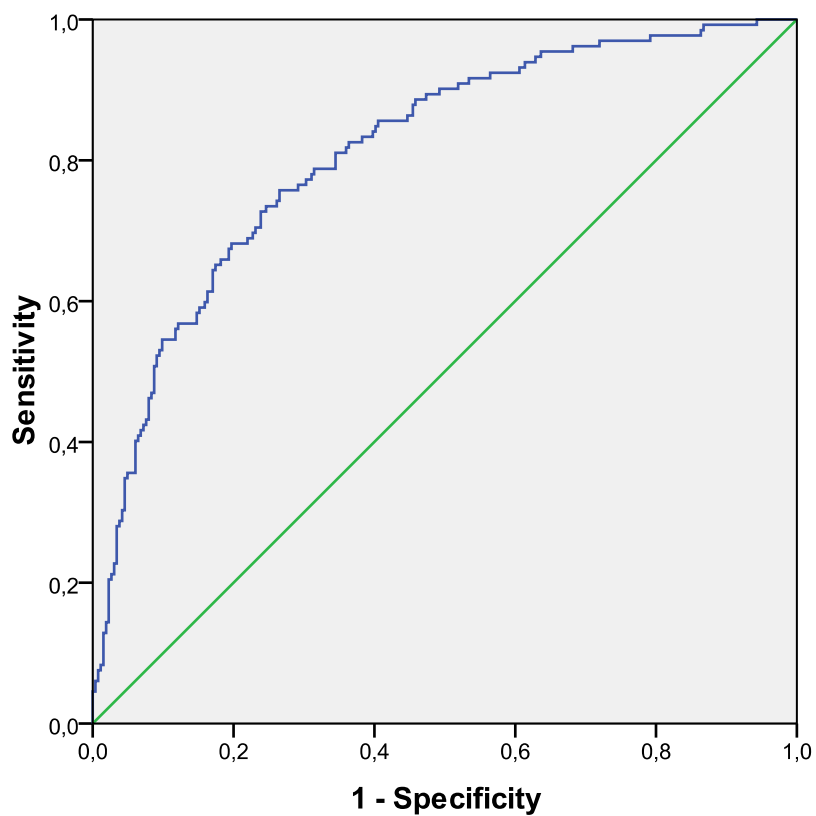
Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 8 ^a	K3_1_K	-,125	,033	14,825	1	,000	,882
	K5_1_K	-,058	,023	6,465	1	,011	,943
	K8_1_K	-,080	,023	11,991	1	,001	,923
	K12_1_K	-,106	,025	18,001	1	,000	,899
	K16_1_K	-,063	,022	7,895	1	,005	,939
	K21_1_K	,050	,029	2,872	1	,090	1,051
	Constant	3,068	,473	42,101	1	,000	21,497

a. Variable(s) entered on step 1: K1_1_K, K3_1_K, K5_1_K, K6_1_K, K8_1_K, K9_1_K, K11_1_K, K12_1_K, K13_1_K, K14_1_K, K16_1_K, K17_1_K, K21_1_K.

se nadaljuje

ROC Curve



Area Under the Curve	
Test Result	
Variable(s): Predicted probability	
Area	
	,813