



v sodelovanju z



**Metodologija za določanje bonitetnih ocen
gospodarskih družb
(AJPEŠ S.BON model)**

Kratek opis metodologije

dr. Andraž Grum

Ljubljana, maj 2010

POVZETEK

Pripis bonitetnih ocen slovenskim podjetjem z modelom **AJPES S.BON** temelji na analizi računovodskih izkazov in nastopov dogodka neplačila za celotno populacijo slovenskih podjetij v daljšem časovnem obdobju. **Dogodek neplačila** je opredeljen kot nastop vsaj enega izmed naslednjih dogodkov: blokada transakcijskega računa 30 dni neprekinjeno oziroma blokada transakcijskega računa 60 dni s prekinitvami v posameznem letu, začetek postopka stečaja, prisilne poravnave, likvidacije ali prisilne likvidacije.

Določitev bonitetnih ocen je skladna z **Basel II** regulativo, ki jo poslovne banke lahko uporabljajo pri izračunu kapitalskih zahtev za kreditna tveganja (**IRB pristop**). Na podlagi računovodskih izkazov so analizirani posamezni faktorji tveganja za nastop dogodka neplačila (donosnost, likvidnost, zadolženost, aktivnost, velikost, produktivnost in rast poslovanja) in njihov prispevek k skupni verjetnosti nastopa dogodka neplačila. Z AJPES S.BON modelom je za vsako podjetje izračunana skupna verjetnost nastopa dogodka neplačila v obdobju 12 mesecev po datumu izdelave računovodskih izkazov podjetja. Vzorčno pogojene verjetnosti so kalibrirane ob upoštevanju značilnosti slovenskega gospodarstva skozi daljše časovno obdobje, ki vključuje celotni makroekonomski cikel. Vzorčno nepogojene oziroma kalibrirane verjetnosti neplačila so podlaga za pripis bonitetnih ocen z AJPES S.BON modelom. Rezultat so nepristranske bonitetne ocene za celotno populacijo slovenskih podjetij, ki bodo bankam služile za ocenitev kreditnega tveganja povezanega z verjetnostjo nastopa dogodka neplačila za poljubno slovensko podjetje. Vsem drugim poslovnim subjektom pa bodo bonitetne ocene podlaga za presojo zmožnosti poravnavanja obveznosti pri izbranih podjetjih oziroma svojih poslovnih partnerjih.

AJPES S.BON model slovenska podjetja glede na kreditno tveganje razvrsti v **10 bonitetnih razredov** s pripadajočimi **bonitetnimi ocenami** od **SB1** do **SB10**. Bonitetne ocene so definirane z verjetnostnim razmikom, da bo pri konkretnem podjetju prišlo do nastopa vsaj enega od tipov dogodka neplačila v obdobju 12 mesecev po datumu računovodskih izkazov, ki so bili podlaga za določitev bonitetne ocene. Prvih 10 bonitetnih ocen (od SB1 do SB10) predstavlja **razrede plačnikov**, bonitetna ocena SB10d pa **razred neplačnikov**. Bonitetna ocena **SB10d** je pripisana podjetjem, pri katerih dejansko pride do nastopa dogodka neplačila ne glede na bonitetno oceno, ki jo je imelo podjetje pred nastopom dogodka neplačila.

Verjetnost za nastop dogodka neplačila je najmanjša pri bonitetni oceni SB1 in z eksponentno funkcijo narašča s premikom proti bonitetni oceni SB10. Prvih 5 bonitetnih ocen (od SB1 do SB5) predstavlja **investicijske bonitetne ocene**, bonitetne ocene od SB6 do SB10 pa so **špekulativne bonitetne ocene**. Za podjetja, ki jim je pripisana špekulativna bonitetna ocena velja, da je prispevek posameznih faktorjev tveganja k skupni verjetnosti neplačila večji, kot to v povprečju velja za celotno populacijo slovenskih podjetij.

KAZALO

1. PODATKOVNE OSNOVE ZA AJPES S.BON MODEL	1
1.1. LETNA POROČILA O POSLOVANJU DRUŽB	1
1.2. OPREDELITEV DOGODKA NEPLAČILA IN ZBIRANJE PODATKOV O NEPLAČILU	1
1.2.1. <i>Insolventnost (stečaj, prisilna poravnava, likvidacija)</i>	2
1.2.2. <i>Blokada transakcijskega računa</i>	3
1.3. IZBOR V ANALIZO VKLJUČENIH PODJETIJ	3
2. GLAVNI KORAKI PRI IZDELAVI IN OCENITVI PARAMETROV AJPES S.BON MODELA.....	5
2.1. FINANČNI KAZALNIKI IN ANALIZA POSAMEZNIH FAKTORJEV TVEGANJA	5
2.1.1. <i>Obravnava manjkajočih vrednosti finančnih kazalnikov</i>	6
2.1.2. <i>Transformacija finančnih kazalnikov</i>	6
2.1.3. <i>Izbor manjše podskupine finančnih kazalnikov</i>	7
2.2. MULTIVARIATNA ANALIZA – SPECIFIKACIJA IN OCENA PARAMETROV MODELA	8
2.2.1. <i>Vključevanje finančnih kazalnikov v logistični model, ocenitev parametrov modela in izbor optimalnega modela</i>	10
2.2.2. <i>Izračun ocenjenih verjetnosti neplačila po podjetjih</i>	10
2.2.3. <i>Relativni prispevek posameznih faktorjev tveganja</i>	11
3. KALIBRACIJA AJPES S.BON MODELA IN PRIPIS BONITETNIH OCEN	12
3.1. PRIPIS BONITETNIH OCEN GLEDE NA IZRAČUN KALIBRIRANIH VERJETNOSTI NEPLAČILA	13
3.2. OPIS BONITETNIH OCEN	14
3.3. MATRIKE PREHODOV	17
4. TESTIRANJE VELJAVNOSTI MODELA	19
4.1. RAZLOČEVALNA MOČ BONITETNEGA MODELA	19
4.2. TESTIRANJE KALIBRACIJE ZA NAZAJ (BACK-TESTING)	20
4.3. TESTIRANJE RAZLOČEVALNE MOČI MODELA ZUNAJ VZORCA IN ČASA OPAZOVANJA	20
4.3.1. <i>»Walk-forward« pristop k preverjanju veljavnosti modela</i>	21
5. AŽURACIJA BONITETNIH OCEN	22
5.1. UPOŠTEVANJE MEHKIH INFORMACIJ PRI PRIPISU BONITETNIH OCEN	22

Poglavje I

1. Podatkovne osnove za AJPES S.BON model

1.1. Letna poročila o poslovanju družb

Kot izhodiščna baza podatkov so uporabljeni računovodski izkazi vseh aktivnih slovenskih podjetij, izdelani na koncu poslovnega leta v obdobju od leta 2002 do leta 2007. Gospodarske družbe predložijo AJPES letna poročila z namenom zagotovitve javnosti podatkov in za namen državne statistike. Na podlagi Zakona o gospodarskih družbah (Uradni list RS, št. 65/2009 - prečiščeno besedilo, v nadaljevanju ZGD-1) so k predložitvi letnih poročil zavezane gospodarske družbe (vse pravno-organizacijske oblike, ki jih določa ZGD-1, razen tiha družba, ki ni pravna oseba) in tiste pravne osebe, za katere posamezni zakoni določajo, da vodijo poslovne knjige in sestavljajo letna poročila v skladu z ZGD-1 (npr. javni gospodarski zavodi in druge pravno-organizacijske oblike, v katerih se izvajajo javne gospodarske službe).

Poleg podatkov o poslovanju podjetij iz letnih poročil smo za ocenitev verjetnosti neplačila in pripis bonitetnih ocen z AJPES S.BON modelom zbrali tudi podatke o nastopu dogodka neplačila za populacijo slovenskih podjetij 2002-2007 ob upoštevanju eno letnega časovnega zamika med računovodskimi izkazi in morebitnim nastopom dogodka neplačila. Pripadajoči dogodki neplačila so tako zbrani za časovno obdobje 2003-2008 za populacijo podjetij 2002-2007. Za potrebe kalibracije oziroma umirjanja modela smo zbrali tudi podatke o pojavnosti dogodka neplačila po letih skozi daljše časovno obdobje, ki vključuje celotni makroekonomski cikel, in sicer za obdobje od leta 1994 do leta 2008. Tako smo pri ocenitvi parametrov AJPES S.BON modela v kar največji meri upoštevali značilnosti slovenskega gospodarstva, ki se odražajo v pojavnosti dogodka neplačila.

1.2. Opredelitev dogodka neplačila in zbiranje podatkov o neplačilu

Opredelitev nastopa dogodka neplačila je ključna z vidika ocenitve modela in njegove uporabne vrednosti za končnega uporabnika bonitetnih informacij. Z novim Baselskim sporazumom (Basel II) se je definicija neplačila razširila. Šteje se, da je do neplačila s strani dolžnika prišlo, ko se zgodi eden ali oba od naslednjih dogodkov (Sklep o izračunu kapitalne zahteve za kreditno tveganje po pristopu na podlagi notranjih bonitetnih sistemov za banke in hranilnice, Uradni list RS, št. 135/2006, 104/2007 in 22/2010):

- 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.

Ne glede na zgoraj predstavljeno definicijo obstajajo med državami razlike v definiciji dogodka neplačila, ki je skladen z Basel II standardom, in razlike v zakonodaji, ki ureja stečaje podjetij.

Pri ocenitvi modela AJPES S.BON smo se, upoštevajoč omejitve v razpoložljivosti neposrednih bančnih podatkov, skušali dogodku neplačila kot ga opredeljuje Basel II kar najboljše približati. Dogodek neplačila je zato definiran kot nastop enega izmed naslednjih dogodkov:

- *stečaj gospodarske družbe;*
- *začetek prisilne poravnave nad gospodarsko družbo;*
- *začetek likvidacije in/ali prisilne likvidacije gospodarske družbe;*
- *blokada transakcijskega računa v trajanju 30 dni neprekinjeno ali 60 dni s prekinitvami v posameznem letu.*

1.2.1. Insolventnost (stečaj, prisilna poravnava, likvidacija)

AJPES skladno z Zakonom o poslovnem registru Slovenije upravlja Poslovni register Slovenije (PRS) kot osrednjo bazo podatkov o vseh poslovnih subjektih s sedežem na območju Republike Slovenije, ki opravljajo pridobitno ali nepridobitno dejavnost. Sestavni del PRS je (od 1.2.2008 dalje) sodni register, to pomeni, da so podatki o gospodarskih družbah v PRS popolnoma ažurni.

Sodni register, kot sestavni del PRS, ima dva dela: glavno knjigo in zbirko listin. V glavno knjigo se vpisujejo podatki o posameznem subjektu vpisa, ki jih določa Zakon o sodnem registru (tudi podatki o začelih stečajnih postopkih, začelih postopkih prisilnih poravnav, začelih postopkih likvidacije ali prisilne likvidacije). V PRS se vpiše sklep o začetku postopka prisilne poravnave, likvidacije ali stečaja, sklep o zaključku postopka prisilne poravnave, likvidacije ali stečaja, s kratko označbo načina zaključka postopka in sklep o potrditvi sklenjene prisilne poravnave. Način vpisa teh podatkov je natančneje urejen v Zakonu o finančnem poslovanju, postopkih zaradi insolventnosti in prisilnem prenehanju. O vpisih podatkov, za katere zakon določa, da se vpišejo v sodni register, odločajo registrska sodišča.

Vpis v sodni register in s tem v PRS se izvede takoj po odločitvi sodišča o vpisu in se objavi na spletni strani AJPES v trenutku izvršitve vpisa, kar je izredno pomembno, saj publicitetni učinki nastopijo z objavo vpisa v sodni register. Na spletni strani AJPES so objavljene tudi listine, na podlagi katerih je bil opravljen vpis v Sodni register in listine, ki se skladno z zakonom vložijo v zbirko listin.

Do 1.2.2008 so se podatki o začelih stečajnih postopkih, postopkih prisilnih poravnav in likvidacij vpisovali v PRS na podlagi prejetih sklepov, ki so jih AJPES posredovala pristojna

sodišča oziroma poslovni subjekti sami. AJPES je najmanj enkrat letno izvajal tudi uskladitve podatkov s Sodnim registrom, s čimer je bila dodatno zagotovljena popolnost in ažurnost podatkov v PRS.

Podatki, vpisani v PRS oziroma sodni register, so javni. Javnost podatkov AJPES zagotavlja z vpogledom v podatke prek spletne strani AJPES (aplikacija iPRS), z izdajanjem izpisov iz PRS in s pripravo izbora podatkov po zahtevanih izbranih kriterijih uporabnikov. Enostaven način dostopa do podatkov in širok krog uporabnikov podatkov še dodatno ugodno vpliva na kvaliteto podatkov PRS.

1.2.2. Blokada transakcijskega računa

Ponudniki plačilnih storitev (banke, hranilnice, podružnice tujih bank in banke države članice Evropske unije, ki za opravljanje storitev plačilnega prometa pridobijo dovoljenje Banke Slovenije, Banka Slovenije, Uprava za javne prihodke za neposredne in posredne uporabnike državnega in občinskih proračunov) v skladu z Zakonom o plačilnih storitvah in sistemih ZplaSS (Uradni list RS, št. 58/2009) in Navodilom o vsebini, načinu in rokih zbiranja in posredovanja podatkov o dospelih neporavnanih obveznostih poslovnih subjektov ter o prometu in stanjih na njihovih transakcijskih računih (Uradni list RS, št. 102/2009), vodijo evidenco o dospelih neporavnanih obveznostih (blokadah) za subjekte, katerim vodijo račune. Evidenca vsebuje:

- naziv in davčno številko poslovnega subjekta,
- datum nastanka dospele neporavnane obveznosti,
- znesek dospele neporavnane obveznosti po vrstah obveznosti,
- spremembo zneska dospele neporavnane obveznosti (znesek plačane obveznosti in datum nastale spremembe),
- številko računa, s katerega se izvajajo plačila za poravnavo dospele neporavnane obveznosti.

Kot nastop dogodka neplačila smo pri ocenitvi parametrov AJPES S.BON modela upoštevali blokado transakcijskega računa v trajanju 30 dni neprekinjeno ali 60 dni s prekinitvami v posameznem letu.

1.3. Izbor v analizo vključenih podjetij

Pri ocenitvi modela smo izhajali iz celotne populacije aktivnih slovenskih podjetij. V nadaljevanju smo bazo prečistili po v naprej določenih kriterijih s ciljem doseči čim bolj zanesljive rezultate modela. Rezultati modela so zanesljivi le, če je zagotovljena ustrezna številčnost in zanesljivost informacij.

Številčnost informacij je pri AJPES S.BON modelu zagotovljena tako, da je v postopek ocenjevanja vključeno dovolj veliko število (dobrih in slabih) podjetij. Selekcija se opravi na podlagi kriterijev, ki so splošno sprejeti v ekonomski literaturi in strokovni praksi. Upoštevanje postavljenih kriterijev zagotavljanja zanesljivosti informacij, pridobljenih iz bilančnih podatkov podjetij.

Poglavje II

2. Glavni koraki pri izdelavi in ocenitvi parametrov AJPES S.BON modela

V prvem koraku so definirani različni finančni kazalniki za katere na podlagi ekonomske teorije pričakujemo, da imajo pojasnjevalno moč za napovedovanje dogodka neplačila. Testirana in analizirana je njihova napovedna moč pri pojasnitvi nastopa dogodka neplačila. Več različnih kazalnikov pokriva posamezne faktorje tveganja za nastop dogodka neplačila: likvidnost, dobičkonosnost, zadolženost, aktivnost, produktivnost, velikost in rast poslovanja.

V naslednjem koraku so kazalniki transformirani v skladu z najboljšimi možnostmi, ki jih ponuja ekonomska teorija in dosedanja strokovna praksa. Pri transformaciji kazalnikov se zasleduje cilj doseganja čim večje napovedne moči modela pri pojasnjevanju nastopa dogodka neplačila.

Transformirani kazalniki vstopajo v multivariatni model za ocenjevanje verjetnosti neplačila, katerega parametri bodo ocenjeni s pomočjo logistične regresije. Različne statistične metode se uporabijo za izbor najboljše kombinacije transformiranih finančnih kazalnikov.

Sledi testiranje veljavnosti modela in kalibracija stopenj neplačila.

2.1. Finančni kazalniki in analiza posameznih faktorjev tveganja

V ekonomski teoriji ne obstaja generalno sprejeta splošna teorija, ki bi določala faktorje, ki neposredno vplivajo na to, da podjetja postanejo plačilno nesposobna in kako natančno se to zgodi. Zato si pri proučevanju tega pojava pomagamo s finančnimi kazalniki, izračunanimi iz računovodskih izkazov. Ti se pogosto razumejo kot simptomi bližajoče plačilne nesposobnosti. V praksi se najpogosteje uporabljajo naslednje skupine kazalnikov:

- kazalniki dobičkonosnosti in denarnega toka,
- kazalniki zadolženosti oziroma finančnega vzvoda,
- kazalniki likvidnosti,
- kazalniki aktivnosti in upravljanja s sredstvi,
- kazalniki produktivnosti,
- kazalniki rasti in
- kazalniki velikosti.

Finančni kazalniki prikazujejo osnovne značilnosti poslovanja podjetij v smislu njihovih ekonomskih značilnosti in konkurenčnih prednosti ter omogočajo primerjavo med podjetji, saj je iz njih zaradi načina izračuna izločen vpliv velikosti podjetij. To velja za vse prej naštete skupine računovodskih kazalnikov, z izjemo kazalnikov velikosti podjetja, ki niso razmerja med računovodskimi kategorijami, ampak kar računovodske kategorije same.

V teoriji obstaja zelo veliko različnih kazalnikov, ki so izračunani na podlagi računovodskih izkazov podjetij. Tradicionalen pristop k izboru kazalnikov za računovodsko analizo temelji na opredelitvi različnih vidikov poslovanja podjetja ter na arbitrarnem izboru nekaj kazalnikov, ki pomembno osvetljujejo te vidike. Pregled številnih domačih in tujih učbenikov omogoča ugotovitev, da različni avtorji razvrščajo kazalnike v podobne, vendar ne popolnoma enake skupine, ki naj bi osvetljevale posamezna področja poslovanja.

Na definicijo kazalnikov vplivajo tudi spremembe v računovodskih in drugih standardih. Zaradi spremenjenega standarda glede poročanja računovodskih izkazov AJPES je z letom 2006 prišlo do sprememb definicij pri izračunu kazalnikov. Spremembe so bile upoštevane pri definicijah finančnih kazalnikov med obdobjema 2002-2005 in 2006-2007.

Kadarkoli je finančni kazalnik definiran kot razmerje med spremenljivko toka (podatek iz izkaza poslovnega izida) in spremenljivko stanja (podatek iz bilance stanja), se v računovodstvu zahteva dinamizacijo spremenljivke stanja oziroma njeno prilagoditev na spremenljivko toka. V praksi se dinamizacija izvede tako, da se izračuna povprečna vrednost spremenljivke stanja v tekočem in preteklem letu.

V skladu z metodologijo AJPES S.BON modela smo za posamezne faktorje tveganja, ki vplivajo na možnost nastopa dogodka neplačila, definirali 59 finančnih kazalnikov, s ciljem poiskati manjšo podskupino kazalnikov, ki najbolje odražajo posamezni faktor tveganja.

2.1.1. Obravnava manjkajočih vrednosti finančnih kazalnikov

Po tem, ko so bili finančni kazalniki definirani in izračunane njihove vrednosti za vsako od podjetij, vključenih v analizo, smo odpravili problem morebitnih manjkajočih vrednosti finančnih kazalnikov pri posameznem opazovanju.

Z ustreznimi statističnimi postopki smo problem odpravili, tako da pri podatkih za finančne kazalnike ni bilo več manjkajočih vrednosti.

2.1.2. Transformacija finančnih kazalnikov

Vključevanje pojasnjevalnih spremenljivk v model in njihova transformacija predstavljata najpomembnejša koraka v procesu modeliranja verjetnosti neplačila. V literaturi se najpogosteje navajajo naslednje transformacije kazalnikov:

- kategorizacija kazalnikov;
- standardizacija in normalizacija kazalnikov;
- uporaba sigmoidnih funkcij;
- uporaba neparametrične transformacije;
- glajenje.

Metode transformacije se uporabljajo z namenom doseganja monotone povezave med pojasnjevalno spremenljivko in verjetnostjo neplačila. Kot najpogosteje uporabljene metode transformacije se uporabljata standardizacija, kar pomeni, da se od opazovanih vrednosti spremenljivke odšteje povprečna vrednost, tako ugotovljena razlika pa deli s standardnim odklonom spremenljivke. Standardizacija omogoča enako mersko lestvico vseh kazalnikov, zato so ocenjene vrednosti parametrov med kazalniki neposredno primerljive.

Zgolj uporaba standardizacije ne reši problema nenormalne distribucije opazovanih vrednosti spremenljivke, saj je ta kljub standardizaciji asimetrična in ima odebeljene repe, ter problema nelinearnosti. Možne so tudi druge transformacije, ki poskušajo rešiti problem nelinearnosti (ugotovljena povezava med finančnimi kazalniki in verjetnostjo neplačila je nelinearna in lahko tudi nemonotona), kot na primer uporaba polinomskih aproksimacij funkcije, kar pa zniža transparentnost modela.

Ker je povezava med finančnimi kazalniki in verjetnostjo neplačila običajno nelinearna, logistična regresija pa temelji na linearni povezavi, je potrebno nelinearni model linearizirati s pomočjo transformacij, pri čemer najprimernejša transformacijska funkcija ni v naprej znana.

Po pregledu teorije in strokovne prakse je bila pri ocenitvi parametrov AJPES S.BON modela uporabljena ena izmed metod transformacije, ki se je v praktičnem testiranju na podatkih izkazala kot najprimernejša.

2.1.3. Izbor manjše podskupine finančnih kazalnikov

Definirali in testirali smo 59 finančnih kazalnikov ki odražajo različne faktorje tveganja za nastop dogodka neplačila. Preverili smo, kako so finančni kazalniki kot pokazatelji faktorjev tveganja zadolženost, dobičkonosnost, aktivnost, produktivnost, rast, velikost podjetja in likvidnost, povezani z verjetnostjo nastopa dogodka neplačila in ali je ta povezanost skladna s teoretičnimi pričakovanji. Testirali smo:

- predznak povezave;
- oblika povezave;
- napovedno moč finančnih kazalnikov pri napovedovanju nastopa dogodka neplačila.

Za izbor podmnožice najboljših finančnih kazalnikov so bili uporabljeni različni grafični in numerični statistični pristopi. ***Napovedno moč posameznega finančnega kazalnika v AJPES S.BON modelu smo testirali z ROC krivuljo in statistično mero AUC.*** Največjo razločevalno moč imajo tisti finančni kazalniki, pri katerih AUC statistika zavzame najvišje vrednosti. AUC predstavlja mero napovedne moči in je tako kot vsaka statistika podvržena naključnim fluktuacijam, ki so posledica vzorčnih podatkov. ***Izračunali smo intervale zaupanja za AUC krivuljo.***

2.2. Multivariatna analiza – specifikacija in ocena parametrov modela

Finančni kazalniki, transformirani z izbrano obliko transformacije, v naslednjem koraku vstopajo v multivariatno analizo, s ciljem ugotovili njihovo multivariatno napovedno moč pri pojasnjevanju verjetnosti nastopa dogodka neplačila. Obstajajo različne metode statistične multivariatne analize, ki se lahko uporabijo za ta namen (diskriminantna analiza, logistična regresija, probit model, nevronske mreže). **Za ocenitev parametrov AJPES S.BON modela je bila uporabljena logistična regresija, saj ima med alternativnimi metodami najmanj zahtev glede izpolnjenosti določenih statističnih predpostavk.**

Prednost uporabe logistične regresije je v tem, da ne predpostavljata multivariatne normalne porazdelitve neodvisnih spremenljivk in linearnega razmerja med odvisno in neodvisno spremenljivko. Prav tako ne predpostavlja homoskedastičnosti. Zahtevata pa dovolj velik vzorec. Glavna slabosti uporabe logistične regresije je občutljivost na multikolinearnost. Posledica njene prisotnosti je večja standardna napaka ocene parametrov modela in večja standardna napaka napovedi.

Model logistične regresije zapišemo kot:

$$\Pr(y = 1 | \mathbf{x}) = F(\mathbf{x}'\boldsymbol{\beta}) = \frac{e^{\mathbf{x}'\boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\mathbf{x}'\boldsymbol{\beta}}}$$

Enačba logit modela je pogosto zapisana kot:

$$\text{logit} [\Pr(y = 1 | \mathbf{x})] = \mathbf{x}'\boldsymbol{\beta} \quad \text{z} \quad \text{logit}(p) \equiv \ln\left(\frac{p}{1-p}\right)$$

Ocena parametrov logistične regresije temelji na metodi največjega verjetja. Naj y_1, y_2, \dots, y_N predstavljajo vzorec N neodvisnih rezultatov binarnih spremenljivk Y_1, Y_2, \dots, Y_N , pri čemer so ti generirani na način kot ga prikazuje latentni regresijski model. Skupno verjetnost opazovanj (tako imenovano funkcijo verjetja), pogojno glede na vrednost pojasnjevalnih spremenljivk $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N$ in vektor parametrov $\boldsymbol{\beta}$, je mogoče zapisati kot:

$$\begin{aligned} L &= \Pr(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_n = y_n | \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \boldsymbol{\beta}) \\ &= \prod_{i: y_i=0} (1 - F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta})) \prod_{i: y_i=1} F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^N (F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}))^{y_i} (1 - F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}))^{1-y_i} \end{aligned}$$

Zaradi matematične poenostavitve se običajno uporabi naravno logaritmiranje funkcije verjetja:

$$\begin{aligned}\ln L &= \sum_{i=1}^N (y_i \ln F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}) + (1 - y_i) \ln(1 - F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}))) \\ &= \sum_{i=1}^N \ln F(q_i \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta})\end{aligned}$$

kjer je $q_i = 2y_i - 1$.

Vektor optimalne vrednosti parametrov $\boldsymbol{\beta}^*$ dobimo z maksimiranjem logaritmirane funkcije verjetja glede na vektor parametrov $\boldsymbol{\beta}$ s pomočjo iterativne numerične procedure (MLE metoda). Standardizirane cenilke parametrov funkcije največjega verjetja b_i^* optimalnih vrednosti parametrov β_i^* ob upoštevanju razlik med variancami pojasnjevalnih spremenljivk izračunamo kot:

$$b_i^* = \frac{\beta_i s_i}{s_y}$$

β_i – nestandardizirana cenilka i -tega parametra

s_i – varianca i -te pojasnjevalne spremenljivke

s_y – varianca odvisne spremenljivke ob pogojni verjetnosti $\Pr(y = 1)$

Po tem, ko ocenimo parametre modela, uporabimo **logit** enačbo $\Pr(y = 1 | \mathbf{x}) = F(\mathbf{x}' \boldsymbol{\beta}) = \frac{e^{\mathbf{x}' \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\mathbf{x}' \boldsymbol{\beta}}}$

za napovedovanje verjetnosti neplačila.

Za **ocenjevanje primernosti prileganja** (goodness-of-fit) logistične regresije se uporablja Hosmer-Lemeshow (2000) test prileganja.

Za **ocenjevanje uspešnosti modela logistične regresije** lahko uporabimo t.i. pseudo R^2 (Cox&Snell in Nagelkerke), ki poskuša posnemati značilnosti determinacijskega koeficienta pri linearni regresiji (R^2).

Za **preverjanje statistične značilnosti modela kot celote** se uporablja χ^2 test razmerja verjetnosti (likelihood ratio test), s pomočjo katerega testiramo ali so vsi koeficienti enaki nič. Z α verjetnostjo zavrnilo ničelno domnevo in sklenemo, da je vsaj en koeficient različen od nič. Z Waldovim testom pa ugotavljamo statistično značilnost posameznih koeficientov spremenljivk vključenih v model. Tako na podlagi statistično neznačilnega Waldovega testa lahko določene spremenljivke iz modela izločimo, saj na ta način model očistimo nepotrebnih in motečih spremenljivk.

2.2.1. Vključevanje finančnih kazalnikov v logistični model, ocenitev parametrov modela in izbor optimalnega modela

Pred samim začetkom multivariatne analize razpolagamo z ožjo podskupino finančnih kazalnikov, ki izpolnjujejo ekonomske kriterije in imajo dobro razlikovalno moč. Kazalniki so transformirani z izbrano metodo transformacije.

Za ocenitev parametrov modela se uporabi logistična regresija oziroma logit model. V logistični regresiji lahko uporabimo več različnih metod vključevanja pojasnjevalnih spremenljivk v model. *AJPES S.BON model uporablja metodo postopne izbire (angl. *stepwise selection*)*. Postopna izbira postopoma vključuje in izločuje spremenljivke glede na njihovo statistično značilnost. V primeru logistične regresije se kot vključevalna ali izključevalna statistika uporablja Waldov test.

V postopku vključevanja (transformiranih) finančnih kazalnikov v model je potrebno preverjati stabilnost razlikovalne moči, merjene z mero AUC, statistično značilnost koeficientov posameznih vključenih finančnih kazalnikov ter dobro zastopanje vseh relevantnih faktorjev tveganja oziroma informacijskih kategorij.

Pri vključevanju posameznih kazalnikov v model je potrebno upoštevati tudi korelacijo med njimi, saj je logistična regresija občutljiva na korelacijo med pojasnjevalnimi spremenljivkami. Posledica vključevanja več med seboj koreliranih pojasnjevalnih spremenljivk v model je nestabilnost ocenjenih parametrov in slabša kvaliteta modela. Poleg tega je lahko predznak parametra v nasprotju z ekonomskimi pričakovanji.

Problem korelacije med transformiranimi kazalniki se v multivariatni logistični regresiji pokaže kot problem povečanja napake ocene koeficientov in napake ocene verjetnosti neplačila. Ker je bil poleg AUC mere izračunan tudi 95% interval zaupanja za AUC mero, je problem morebitne korelacije mogoče identificirati z analizo širine intervalov AUC mere.

Analizirali smo rezultate večjega števila različno specificiranih multivariatnih logističnih modelov. Pri izboru optimalnega modela smo upoštevali velikost mere AUC in širine intervalov zaupanja, Hosmer-Lemeshow test prileganja, Cox&Snell in Nagelkerke pseudo R^2 in test statistične značilnosti modela kot celote (χ^2 test).

2.2.2. Izračun ocenjenih verjetnosti neplačila po podjetjih

Parametri AJPES S.BON modela se *ocenijo z iterativno proceduro maksimiranja logaritemske funkcije največjega verjetja (MLE)* in uporabo standardnega statističnega paketa. Na podlagi ocenjenih parametrov in dejanskih vrednosti v model vključenih (transformiranih) finančnih kazalnikov za posamezno opazovanje, izračunamo verjetnost neplačila za posamezno opazovanje z uporabo logit enačbe:

$$\Pr(y = 1|x) = F(x'\beta) = \frac{e^{x'\beta}}{1 + e^{x'\beta}}$$

2.2.3. Relativni prispevek posameznih faktorjev tveganja

Na podlagi dobljenih multivariatnih ocen verjetnosti neplačila je mogoče analizirati, kakšen je vpliv posameznega dejavnika tveganja za nastop dogodka neplačila na skupno oceno verjetnosti neplačila podjetja glede na povprečen vpliv za celotno populacijo slovenskih podjetij.

Relativni prispevek posameznega faktorja tveganja predstavlja proporcionalni prispevek vsakega kazalnika h končni oceni verjetnosti neplačila. Relativni prispevek je v nadaljevanju uporabljen pri opisu posameznih bonitetnih ocen. Za relativni prispevek i -tega kazalnika velja:

$$r_i = \frac{T(x_i) - E(T(x_i))}{\sum_{i=1}^7 |T(x_i) - E(T(x_i))|}$$

Poglavje III

3. Kalibracija AJPES S.BON modela in pripis bonitetnih ocen

Potrebno je razlikovati med napovedno močjo in kalibracijo modela. Model ima lahko veliko napovedno moč, a ni kalibriran. Na drugi strani pa je lahko model kalibriran, a ima nizko napovedno moč. Model je kalibriran, če je povprečna vzorčna napovedana verjetnost neplačila za podjetja, vključena v analizo, enaka dolgoročni verjetnosti neplačila za populacijo, iz katere je izbran vzorec. Cilj je izdelati model, ki ima veliko napovedno moč, kar pomeni, da je sposoben razlikovati med dobrimi in slabimi podjetji, hkrati pa je kalibriran. Bistveno lažje je rekalibrirati model, ki ima veliko napovedno moč, a ni kalibriran, kot izboljšati napovedno moč slabšega, a kalibriranega modela.

Baselski standard zahteva, da ima banka robustni sistem potrjevanja točnosti ocenjene verjetnosti neplačila. Pomemben del takšnega potrjevanja vključuje preverjanje, ali povprečna napovedana verjetnost neplačila sledi dejanski dolgoročni tržni verjetnosti neplačila. Gre za tako imenovano **preverjanje ravni** »level validation«, ki je podvržena vplivu posebnih značilnosti v podatkih – npr. da se podatki nanašajo na obdobje, za katerega je značilna visoka korelacija dogodkov neplačila ali pa da se podatki ne nanašajo na celotni makroekonomski cikel.

Z ocenitvijo parametrov multivariatnega modela je mogoče na podlagi razpoložljivih podatkov oceniti **vzorčno pogojeno verjetnost neplačila** za poljubno podjetje. To nam omogoča ordinalno rangiranje podjetij glede na velikost ocenjene verjetnosti neplačila. V naslednjem koraku kalibriramo tako dobljene rezultate modela na dolgoročno v praksi ugotovljeno stopnjo neplačila, v končni fazi pa tudi na bonitetno lestvico z definiranimi bonitetnimi ocenami.

Kalibracija vključuje naslednje korake:

- izbor časovnega horizonta napovedovanja verjetnosti nastopa dogodka neplačila. Časovni horizont je običajno eno leto, lahko pa je tudi daljši, na primer kumulativni 3 letni;
- vzporejanje rezultatov modela, to je vzorčno pogojenih verjetnosti neplačila za izbrani časovni horizont, na empirično ugotovljeno (dolgoročno, tržno) povprečno verjetnost neplačila na historičnih podatkih za izbrani časovni horizont;
- prilagoditev oziroma kalibracija ocenjenih vzorčno pogojenih verjetnosti neplačila ob upoštevanju dolgoročne povprečne stopnje neplačila.

Za potrebe kalibracije AJPES S.BON modela smo analizirali gibanje stopenj neplačila v Sloveniji v obdobju od leta 1994 do leta 2008 ob upoštevanju lastne opredelitve dogodka

neplačila. Analizirane so bile statistične značilnosti gibanja letnih stopenj neplačila po letih v obdobju in njihovo nihanje skozi makroekonomski cikel.

Za potrebe *vzporejanja bonitetnih ocen smo analizirali tudi 3 letno kumulativno stopnjo neplačila za slovenska podjetja v obdobju od leta 1994 do leta 2008*, kar pomeni, da razpolagamo s 3 letnimi kumulativnimi stopnjami neplačila v obdobju 1994-2006. Analizirane so bile statistične značilnosti gibanja kumulativnih 3 letnih stopenj neplačila v obdobju in njihovo nihanje skozi makroekonomski cikel.

3.1. Pripis bonitetnih ocen glede na izračun kalibriranih verjetnosti neplačila

Razpolagamo z vzorčno nepogojenimi oziroma kalibriranimi verjetnostmi neplačila za vsako opazovanje. Za oblikovanje bonitetne lestvice in bonitetnih ocen na bonitetni lestvici je potrebno definirati število bonitetnih razredov in pripadajoče mejne vrednosti, ki bodo podlaga za pripis bonitetnih ocen.

Pri preslikavi verjetnosti neplačila na bonitetne ocene zasledujemo naslednje cilje:

- obstoj dovolj veliko število bonitetnih ocen za potrebe ekonomske in regulatorne aplikacije (*Basel II zahteve*);
- porazdelitev bonitetnih ocen po bonitetnih razredih je podobna normalni porazdelitvi;
- nobeden od bonitetnih razredov ne sme vključevati prevelikega števila opazovanj;
- bonitetni razredi so oblikovani tako, da stopnja neplačila za posamezni bonitetni razred veskozi narašča s prehodom od najboljšega proti najslabšemu bonitetnemu razredu;
- bonitetni sistem mora prikazovati dovolj veliko povečanje verjetnosti neplačila pri prehodu iz dobrih proti slabšim bonitetnim ocenam, kar pomeni, da ni prevelikih skokov v verjetnosti neplačila pri prehodu med sosednjima bonitetnima razredoma.

Po Basel II je verjetnosti neplačila mogoče klasificirati v največ 20 bonitetnih razredov. Pripis verjetnosti neplačila bonitetnim ocenam je ključnega pomena za izpolnitev minimalnih zahtev za IRB pristop po Basel II in EU direktivo. Za izpolnitev teh zahtev mora imeti bonitetna lestvica najmanj sedem bonitetnih razredov za plačnike in en bonitetni razred za neplačnike, torej skupaj osem bonitetnih razredov.

Testirali smo več različnih možnosti števila bonitetnih razredov in prišli do zaključka, da 10 bonitetnih razredov izpolnjuje zahtevane kriterije. Zato smo bonitetno lestvico AJPES S.BON modela definirali tako, da vključuje 10 bonitetnih razredov za plačnike in en bonitetni razred za neplačnike (SB10d). Bonitetne ocene so SB1, SB2, SB3, SB4, SB5, SB6, SB7, SB8, SB9 in SB10¹. Podjetjem, pri katerih dejansko pride do nastopa dogodka

¹ Poimenovanje bonitetnih ocen kot SB in številke pripadajočega bonitetnega razreda izhaja iz krovnega imena metodologije AJPES S.BON model in predstavlja kratico za slovensko boniteto.

neplačila, je pripisana bonitetna ocena SB10d. SB1 je najboljša bonitetna ocena na bonitetni lestvici, SB10 pa je najslabša bonitetna ocena na bonitetni lestvici. Investicijske bonitetne ocene so bonitetne ocene nad vključno SB5. Tako so investicijske bonitetne ocene od najnižje proti najvišji SB5, SB4, SB3, SB2 in SB1.

Z izbranimi matematičnimi operacijami smo enolično rešili problem izračuna zgornje in spodnje meje za vsakega od 10 bonitetnih razredov. Na podlagi izračunanih mej razredov smo podjetjem pripisali bonitetne ocene glede na izračunano vzorčno nepogojeno verjetnost neplačila.

Analizirali smo frekvenčno porazdelitev podjetij po bonitetnih razredih in jo primerjali z normalno porazdelitvijo.

Izračunali smo povprečne vzorčno nepogojene verjetnosti neplačila po bonitetnih razredih.

Izračunali smo relativni prispevek posameznih faktorjev tveganja po bonitetnih razredih.

3.2. Opis bonitetnih ocen

Bonitetne ocene so definirane z verjetnostnim razmikom, da bo pri konkretnem podjetju prišlo do nastopa vsaj enega od tipov dogodka neplačila v obdobju 12 mesecev po datumu računovodskih izkazov, ki so bili podlaga za določitev bonitetne ocene. Verjetnost za nastop dogodka neplačila je najmanjša pri bonitetni oceni SB1 in narašča s premikom proti bonitetni oceni SB10. Bonitetna ocena SB10d je pripisana podjetjem, pri katerih dejansko pride do nastopa dogodka neplačila.

Podjetja iz prvih 4 bonitetnih razredov, ki jim je pripisana bonitetna ocena SB1, SB2, SB3 ali SB4, v povprečju pri vseh spremenljivkah, ki vstopajo v multivariatni model ocene verjetnosti neplačila, dosegajo nižji relativni prispevek posameznih faktorjev tveganja kot to velja v povprečju za celotno populacijo slovenskih podjetij. Podjetja iz petega bonitetnega razreda (bonitetna ocena SB5) dosegajo približno povprečne vrednosti, oziroma se relativni prispevek faktorjev tveganja giblje okrog ničle. To sovpada z našo opredelitvijo, da bonitetne ocene od SB1 do SB5 predstavljajo investicijske bonitetne ocene. Bonitetne ocene od SB6 do SB10 dosegajo pozitiven relativni prispevek, kar pomeni, da je relativni prispevek posameznih faktorjev tveganja večji kot to v povprečju velja za celotno populacijo slovenskih podjetij. Bonitetne ocene SB6 do SB10 predstavljajo špekulativne bonitetne ocene z nadpovprečnim tveganjem. Bonitetna ocena SB10d pomeni dejanski nastop dogodka neplačila.

Tabela: Opis bonitetnih ocen

Bonitetna ocena	Vsebinski opis
	Bonitetne ocene SB1, SB2, SB3, SB4 in SB5 so investicijske bonitetne ocene.
SB1	SB1 je najvišja bonitetna ocena na bonitetni lestvici. Podjetje, ki jo dobi, ima najvišjo zmožnost poravnavanja svojih obveznosti. Bonitetna ocena je določena glede na njegov finančni položaj in njegovo kreditno sposobnost. Podjetje z bonitetno oceno SB1 dosega najvišjo donosnost in likvidnost, najnižjo zadolženost ter najvišjo aktivnost in produktivnost. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka neplačila je v povprečju 15 % nižji kot to velja za povprečni relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
SB2	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je zelo visoka. Podjetje z bonitetno oceno SB2 se od podjetja z bonitetno oceno SB1 razlikuje v majhni meri, saj še vedno dosega zelo visoko donosnost in likvidnost, zelo nizko zadolženost ter zelo visoko aktivnost in produktivnost. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka neplačila je v povprečju med 10 in 15 % nižji kot to velja za povprečni relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
SB3	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je visoka. Podjetje z bonitetno oceno SB3 dosega visoko donosnost in likvidnost, nizko zadolženost ter visoko aktivnost in produktivnost. V primerjavi s podjetji, ki imajo dodeljeno višjo bonitetno oceno, je bolj občutljivo na neugodne spremembe v poslovnem okolju. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka neplačila je v povprečju med 5 in 10 % nižji kot to velja za povprečni relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
SB4	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je še vedno nadpovprečna, vendar lahko neugodne ekonomske razmere in spreminjajoče okoliščine v poslovnem okolju pri podjetju z bonitetno oceno SB4 bolj verjetno vplivajo na zmanjšanje njegove zmožnosti za poravnavanje svojih obveznosti. Podjetje z bonitetno oceno SB4 dosega nadpovprečno donosnost in likvidnost, podpovprečno zadolženost ter nadpovprečno aktivnost in produktivnost. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka

	neplačila je v povprečju okrog 5 % nižji kot to velja za povprečni relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
SB5	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je povprečna. Zaostritev razmer v poslovnem okolju ali nastop drugih nepredvidljivih dogodkov (šokov) lahko pripelje podjetje v položaj, ko ne bo sposobno poravnati svojih obveznosti. Podjetje z bonitetno oceno SB5 dosega povprečno donosnost in likvidnost, povprečno zadolženost ter povprečno aktivnost in produktivnost. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka neplačila je v povprečju enak relativnemu prispevku posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
	Bonitetne ocene SB6, SB7, SB8, SB9 in SB10 so bonitetne ocene s špekulativnimi značilnostmi.
	Bonitetna ocena SB6 nakazuje najmanjšo stopnjo špekulativnosti, bonitetna ocena SB10 pa nakazuje največjo stopnjo špekulativnosti. Čeprav podjetja s špekulativno oceno lahko imajo nekatere pozitivne lastnosti svojega poslovanja in posledično svojevrstno kvaliteto, pa nad to kvaliteto lahko prevladajo velike negotovosti, ki so povezane z neugodnimi spremembami v poslovnem okolju podjetja ali drugimi šoki, ki vplivajo na poslovanje podjetja.
SB6	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je podpovprečna. Podjetje z bonitetno oceno SB6 dosega podpovprečno donosnost in likvidnost, nadpovprečno zadolženost ter podpovprečno aktivnost in produktivnost. Podjetje je bolj občutljivo na spremembe okoliščin poslovanja ter na spremembe v poslovnem okolju kot to velja za povprečno slovensko podjetje, vendar je ob normalnih tržnih razmerah kljub temu še vedno sposobno poravnati svoje obveznosti. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka neplačila je v povprečju okrog 5 % višji kot to velja za povprečni relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
SB7	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je nizka, uspešnost poslovanja in sposobnost poravnavanje svojih obveznosti sta pomembno odvisni od ugodnih razmer v poslovnem okolju. Podjetje z bonitetno oceno SB7 dosega nizko donosnost in likvidnost, visoko zadolženost ter nizko aktivnost in produktivnost. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka neplačila je v povprečju med 5 in 10 % višji kot to velja za povprečni

	relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
SB8	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je zelo nizka in zato v veliki meri pogojena z razmerami v poslovnem okolju. Zaostritev razmer zelo verjetno vodi v nastop dogodka neplačila. Podjetje z bonitetno oceno SB8 dosega zelo nizko donosnost in likvidnost, zelo visoko zadolženost ter zelo nizko aktivnost in produktivnost. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka neplačila je v povprečju med 10 in 15 % višji kot to velja za povprečni relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
SB9	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je ekstremno nizka. Podjetje z bonitetno oceno SB9 dosega ekstremno nizko donosnost in likvidnost, ekstremno visoko zadolženost ter ekstremno nizko aktivnost in produktivnost. Ob normalnih razmerah v poslovnem okolju je podjetje z bonitetno oceno SB9 komaj sposobno poravnati svoje obveznosti. Relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja (donosnost, zadolženost, likvidnost, aktivnost in produktivnost) k verjetnosti nastopa dogodka neplačila je v povprečju med 10 in 20 % višji kot to velja za povprečni relativni prispevek posameznega od dejavnikov tveganja za populacijo vseh slovenskih podjetij.
SB10	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je najnižja med vsemi podjetji, pri katerih še ni prišlo do dejanskega nastopa dogodka neplačila. Pri podjetju z bonitetno oceno SB10 obstaja največja verjetnost, da podjetje v prihodnjem 12 mesečnem obdobju po datumu računovodskih izkazov ne bo sposobno poravnati ene ali več izmed svojih obveznosti.
	Bonitetna ocena, ki pomeni dejanski nastop dogodka neplačila
SB10d	Bonitetna ocena SB10d je pripisana podjetju, pri katerem je dejansko prišlo do nastopa dogodka neplačila, ne glede na to, če je bilo to podjetje prej razvrščeno v višji bonitetni razred.

Vir: lastna opredelitev.

3.3. Matrike prehodov

Bonitetna ocena, pripisana posameznemu podjetju, se v času spreminja. Sprememba je posledica rednega ažuriranja bonitetnih ocen in s tem povezanih regulatornih zahtev. **Basel II zahteva, da se ažuracija bonitetnih zahtev opravi najmanj enkrat letno in pogosteje v primeru nastopa dogodkov na podlagi katerih lahko sklepamo o povečanju kreditnega tveganja.** S tem se izboljša identifikacija tveganja, hkrati pa to omogoča tudi testiranje veljavnosti bonitetnih modelov.

Eno letno matriko prehodov oblikujemo z identifikacijo bonitetnih ocen vseh ocenjenih podjetji (v obstoječi bazi) v obdobju 12 mesecev. Vse spremembe bonitetnih ocen v tem časovnem obdobju se preštejejo s čimer dobimo absolutne frekvence prehodov.

Matrike prehodov so specifične za posamezni bonitetni model in odražajo verjetnost prehoda tekoče bonitetne ocene (predstavljene po stolpcih) v različne druge bonitetne ocene (predstavljene po vrsticah) v izbranem časovnem obdobju.

Zaradi značilnosti konstrukcije matrike prehodov se opazovanja gostijo po diagonali (nespremenjena boniteta), potem pa gostota opazovanj pada z oddaljevanjem od diagonale. Moč gostitve na diagonali je odvisna tudi od števila oblikovanih bonitetnih razredov in stabilnosti preslikave na bonitetno lestvico. Več kot je bonitetnih ocen na bonitetni lestvici, večje bo število prehodov.

Na podlagi AJPES S.BON modela izračunane enoletne matrike prehodov v obdobju 2002-2007 imajo teoretično pričakovane značilnosti in kažejo na stabilnost modela v obdobju analize.

Poglavje IV

4. Testiranje veljavnosti modela

Testiranje veljavnosti modela se mora nanašati na spremljanje napovedne moči in stabilnosti modela, analize modelskih povezav in testiranje napovedanih rezultatov modela glede na dejanske rezultate v smislu nastopa dogodka neplačila. Značilnost Basel II pristopa je, da mora biti proces testiranja veljavnosti modela opisan v dokumentaciji, ki se nanaša na bonitetni model. Ta eksplicitna zahteva kaže na pomembnost testiranja veljavnosti modela pri samem razvoju modela. Testiranje mora vključevati tako testiranje zunaj vzorca opazovanja kot tudi testiranje zunaj časa opazovanja, kar kaže kvaliteto modela na neznanih podatkih.

Pri statističnih modelih predstavlja kvantitativno testiranje sestavni del razvoja modela. Ne glede na to, je pri statističnih bonitetnih modelih za potrebe kvantitativnega testiranja modela primarno potrebno uporabiti podatke, dobljene med uporabo modela v praksi (to je v obdobju po njegovi ocenitvi). Kot nadomestek se lahko uporabijo primerjalni ali benchmark podatki. Slednje še posebej velja, ko se na istem vzorcu preverja kvaliteta večjega števila modelov.

Ključni kriteriji, ki jih je potrebno preveriti pri kvantitativnem testiranju veljavnosti modela so:

- razločevalna moč modela,
- pravilnost kalibracije modela in
- stabilnost modela zunaj vzorca in časa opazovanja.

4.1. Razločevalna moč bonitetnega modela

Razločevalna moč modela pomeni sposobnost modela za *ex-ante* razlikovanje med podjetji, kjer bo v izbranem časovnem horizontu prišlo do dogodka neplačila, in podjetji, kjer do nastopa dogodka neplačila ne bo prišlo. Gre za tako imenovano kvaliteto klasifikacije.

Poleg tega je potrebno testirati tudi veljavnost modela na neodvisni bazi podatkov, to je zunaj vzorca in časa opazovanja. V nasprotnem primeru lahko pride do tako imenovanega »overfittinga« na obstoječem podatkovnem vzorcu in slabe razločevalne moči zunaj vzorca opazovanja, kar z drugimi besedami pomeni, da ima bonitetni model nizko stabilnost. Značilnost stabilnega bonitetnega modela je, da dobro odraža povezavo med kreditnim tveganjem in posameznimi faktorji tveganja, kar pomeni, da ugotovljena povezava ni zgolj posledica izbranega vzorca podatkov. Takšna povezava in s tem kvaliteta modela se ohranja tudi skozi čas.

Kot statistično mero razločevalne moči smo pri testiranju AJPES S.BON modela uporabili ROC krivuljo in pripadajočo mero AUC z intervali zaupanja. Dosežena AUC mera kaže na zelo visoko razločevalno moč modela.

ROC krivulja (relative/receiver operating characteristics) za različne vrednosti P^* (ta se spreminja z gibanjem po krivulji) prikazuje razmerje med odstotkom napačno napovedanih dobrih (x os) in odstotkom pravilno napovedanih dobrih (y os) enot opazovanja. ROC krivulja v smislu napovedovanja verjetnosti neplačila odgovori na naslednje vprašanje: kakšen odstotek dobrih podjetij bo model moral izključiti (klasificirati kot slaba) z namenom, da izloči določen odstotek slabih podjetij (pravilno napove dejanske neplačnike kot neplačnike).

Osnovni naključni model brez pojasnjevalne moči je na ROC grafikonu predstavljen z diagonalo od levega spodnjega kota proti desnemu zgornjemu kotu. Višja, ko je ROC krivulja, boljši je model v smislu pojasnjevalne moči in sposobnosti klasifikacije. Površino pod ROC krivuljo je mogoče uporabiti kot mero napovedne moči za različne izbrane P^* . Površina 1 bi pomenila popoln napovedovalni model, površina 0,5 (diagonala) pa bi predstavljala naključni model.

4.2. Testiranje kalibracije za nazaj (back-testing)

Kvaliteta kalibracije je odvisna od (ne)enakosti kalibriranih verjetnosti neplačila z dejansko realiziranimi stopnjami neplačila v praksi. Preverjanje kalibracije bonitetnega modela se zato pogosto imenuje tudi »back-testing« oziroma testiranje kalibracije za nazaj.

Preverjanje kalibracije je pomembno, saj na ovrednotenju tveganj, ki izhajajo iz posameznih bonitetnih ocen, temelji izračun bančnih kapitalskih zahtev. V kolikor bi uporabljeni model sistematično podcenjeval tveganja, bi imela banka posledično premalo kapitala glede na tveganja, ki jim je izpostavljena.

Za preverjanje veljavnosti kalibracije modela je potrebno imeti podatke o napovedanih verjetnostih neplačila po posameznih bonitetnih razredih za izbrani časovnih horizont (običajno 12 mesecev, kar je skladno z zahtevo IRB), podatke o številu opazovanj, ki jih model pripiše posameznemu bonitetnem razredu, in podatke o pojavnosti dogodka neplačila med temi opazovanji od datuma pripisa bonitetne ocene do preteka obdobja opazovanja (običajno 12 mesecev).

Testirali smo pravilnost kalibracije AJPES S.BON modela po letih v obdobju od leta 2002 do leta 2007 z dvostranskim preizkusom. Pri 0,1% stopnji značilnosti je bilo ugotovljeno, da stopnje neplačila po bonitetnih razredih za vsako izmed proučevanih let niso prenizko ocenjene.

4.3. Testiranje razločevalne moči modela zunaj vzorca in časa opazovanja

Pri dosedanjem preverjanju razločevalne moči modela smo primerjali napovedi modela z dejansko realiziranimi stopnjami neplačila pri podjetjih vključenih v analizo. Gre za t.i. *back-testing* proceduro.

Pri celovitem preverjanju kvalitete modela pa nas zanima tudi kakšna bi bila napovedna moč modela na neki drugi množici podatkov. Statistično merjenje kvalitete modela za napovedovanje verjetnosti neplačila je namreč občutljivo na vzorec podatkov, ki se uporablja za testiranje modela. V tem primeru gre za t.i. *benchmarking*, to je za primerjavo kvalitete statističnih modelov na uniformirani množici podatkov. Kot približek tega postopka lahko razumemo tudi testiranje zunaj vzorca in časa opazovanja.

Testiranje razločevalne moči modela je najbolj zanesljivo, če se za testiranje modela uporabi »out-of-sample« in »out-of-time« vzorec. Upoštevanje časovne komponente je pomembno, saj se vzorci kreditnega procesa v času spreminjajo s spremembo drugih eksogenih dejavnikov (npr. (makro)ekonomskega okolja), ki v modelu ne nastopajo. Cilj je preprečiti »overfitting« in s tem doseči, da bo model dobro deloval tudi zunaj vzorca opazovanja.

4.3.1. »Walk-forward« pristop k preverjanju veljavnosti modela

Pristop kombinira teste zunaj vzorca in zunaj časa in omogoča testiranje modela na realnih podatkih – omogoča testiranje napovedni moči modela na podatkih, ki niso uporabljeni za ocenitev modela. Hkrati je prednost pristopa v tem, da za njegovo izvedbo ni potrebno iz izhodiščne baze podatkov v naprej izločiti podskupine podjetij (testni vzorec) z nastopom dogodka neplačila.

Izvedli smo »walk-forward« proceduro za AJPES S.BON model v obdobju od leta 2002 do leta 2007 in ugotovili veliko stabilnost modela in praktično nespremenjeno razločevalno moč modela, merjeno z mero AUC in intervali zaupanja, tudi zunaj vzorca in časa opazovanja.

Poglavje V

5. Ažuracija bonitetnih ocen

Bonitetne ocene podjetij so določene enkrat letno na podlagi letnih računovodskih izkazov. Bonitetne ocene na podlagi računovodskih izkazov 2009 imajo v ozadju izračunano verjetnost, da bo pri posameznem podjetju v časovnem horizontu enega leta (torej v letu 2010) prišlo do nastopa dogodka neplačila.

Dejansko tudi po pripisu letnih modelskih bonitetnih ocen na podlagi AJPES S.BON modela tekoče spremljamo pojavnost dogodka neplačila pri podjetjih. Modelske ocene, dobljene na podlagi računovodskih izkazov, se zato v skladu z dejanskimi podatki ob nastopu dogodka neplačila tekoče ažurirajo. V primeru, da je bilo neko podjetje na podlagi računovodskih izkazov 2008 ocenjeno s špekulativno modelsko oceno plačnika (npr. SB9), potem pa je na nek izbrani datum v letu 2010 podjetje dejansko postalo neplačnik, je na ta dan bonitetna ocena podjetja ažurirana iz SB9 v SB10d.

Če je podjetje postalo neplačnik zaradi formalno-pravnih razlogov, ki pomenijo insolventnost (likvidacija, stečaj, prisilna poravnava), ima podjetje bonitetno oceno neplačnika SB10d toliko časa, dokler ne pride do morebitne reaktivacije podjetja in podjetje odda prvo novo letno poročilo po nastopu dogodka neplačila. Na podlagi oddanega prvega novega letnega poročila se ponovno določi bonitetna ocena reaktiviranega podjetja.

Če je podjetje postalo neplačnik izključno zaradi blokade transakcijskega računa v zahtevanem neprekinjenem oziroma prekinjenem trajanju, potem se na dan, ko so izpolnjeni pogoji (30 dni neprekinjeno ali 60 dni s prekinitvami v posameznem letu) za dogodek neplačila podjetju dodeli bonitetna ocena neplačnika SB10d in pripiše datum spremembe bonitetne ocene oziroma nastopa dogodka neplačila. Ko so razlogi za blokado transakcijskega računa odpravljani, se podjetju pripiše nova bonitetna ocena v skladu z v naprej določenimi pravili. Nova bonitetna ocena pripisana po odpravi dogodka neplačila je enaka ali slabša kot bonitetna ocena pred nastopom dogodka neplačila.

5.1. Upoštevanje mehkih informacij pri pripisu bonitetnih ocen

Pri pripisu in ažuraciji bonitetnih ocen se tekoče upoštevajo v naprej določene mehke informacije o poslovanju podjetij. V skladu s sprejetimi pravili se bonitetna ocena pripisana podjetju ažurira in poslabša v kolikor je iz mehkih informacij mogoče sklepati na poslabšano plačilno sposobnost podjetja.