



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

Kratek opis metodologije

Ljubljana, maj 2011

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: začetek postopka stečaja, prisilne poravnave, likvidacije ali prisilne likvidacije. Blokade transakcijskega računa in objave sodišč za podjetje in za odvisne družbe se upoštevajo kot mehke informacije, ki se upoštevajo pri ažuraciji bonitetnih ocen med letom oziroma po njihovem pripisu na podlagi letnega poročila.

Določitev bonitetnih ocen je skladna z **Basel II** regulativo, ki jo poslovne banke lahko uporabljajo pri izračunu kapitalskih zahtev za kreditna tveganja. Na podlagi računovodskih izkazov in iz njih izračunanih finančnih kazalnikov 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.

S ciljem, da bi bile pri določitvi verjetnosti nastopa dogodka neplačila čim boljše zajete specifikke poslovanja posameznih podjetij z različno sektorsko pripadnostjo, AJPES S.BON model vključuje več sektorskih podmodelov za podjetja glede na njihovo osnovno dejavnost. Za vsako podjetje je z AJPES S.BON modelom 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 in posameznih sektorjev 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. Drugim subjektom 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.

Verjetnost za nastop dogodka neplačila je najmanjša pri bonitetni oceni SB1 in z eksponentno funkcijo narašča s premikom proti bonitetni oceni SB10.

KAZALO

1. PODATKOVNE OSNOVE ZA AJPES S.BON MODEL	4
1.1. LETNA POROČILA O POSLOVANJU DRUŽB	4
1.2. OPREDELITEV DOGODKA NEPLAČILA IN ZBIRANJE PODATKOV O NEPLAČILU	4
1.2.1. <i>Insolventnost (stečaj, prisilna poravnava, likvidacija)</i>	5
2. GLAVNI KORAKI PRI IZDELAVI IN OCENITVI PARAMETROV AJPES S.BON MODELA.....	7
2.1. FINANČNI KAZALNIKI IN ANALIZA POSAMEZNIH FAKTORJEV TVEGANJA	7
2.1.1. <i>Obravnava manjkajočih vrednosti finančnih kazalnikov</i>	8
2.1.2. <i>Transformacija finančnih kazalnikov</i>	8
2.1.3. <i>Izbor manjše podskupine finančnih kazalnikov</i>	9
2.2. MULTIVARIATNA ANALIZA – SPECIFIKACIJA IN OCENA PARAMETROV MODELA	10
2.2.1. <i>Vključevanje finančnih kazalnikov v logistične sektorske podmodele, ocenitev parametrov in izbor optimalnih sektorskih podmodelov</i>	12
2.2.2. <i>Izračun ocenjenih verjetnosti neplačila po podjetjih</i>	13
POGLAVJE III	14
3. KALIBRACIJA AJPES S.BON MODELA IN PRIPIS BONITETNIH OCEN	14
3.1. PRIPIS BONITETNIH OCEN GLEDE NA IZRAČUN KALIBRIRANIH VERJETNOSTI NEPLAČILA	15
3.2. OPIS BONITETNIH OCEN	16
3.3. MATRIKE PREHODOV	19
POGLAVJE IV	20
4. TESTIRANJE VELJAVNOSTI MODELA	20
POGLAVJE V	21
5. AŽURACIJA BONITETNIH OCEN	21

Poglavje I

1. Podatkovne osnove za AJPES S.BON model

1.1. Letna poročila o poslovanju družb

Kot izhodiščna baza podatkov za razvoj AJPES S.BON modela so uporabljeni računovodski izkazi vseh aktivnih slovenskih podjetij, izdelani na koncu poslovnega leta v obdobju od leta 2002 do leta 2009. 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. 42/2006, 60/2006-popr. in 10/2008, 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 2002-2009 ob upoštevanju eno letnega časovnega zamika med računovodskimi izkazi in morebitnim nastopom dogodka neplačila. Pripadajoči dogodki neplačila so tako zbrani za časovno obdobje 2003-2010 za populacijo podjetij 2002-2009. 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 2010. 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, saj so od širine definicije odvisne tudi realizirane stopnje neplačila. 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 kapitalske zahteve za kreditno tveganje po pristopu na podlagi notranjih bonitetnih sistemov za banke in hranilnice, UL RS 135/2006):

- 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.

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 najbolj približati. Dogodek neplačila je zato definiran kot nastop enega izmed naslednjih dogodkov:

- *stečaj gospodarske družbe;*
- *začetek prisilne poravnave nad gospodarsko družbo in*
- *začetek likvidacije in/ali prisilne likvidacije gospodarske družbe.*

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 AJPEŠ posredovala pristojna sodišča oziroma poslovni subjekti sami. AJPEŠ 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 AJPEŠ zagotavlja z vpogledom v podatke prek spletne strani AJPEŠ (aplikacija ePRS), 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.

Poglavje II

2. Glavni koraki pri izdelavi in ocenitvi parametrov AJPEŠ 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 in ki pokrivajo različne faktorje tveganja za nastop dogodka neplačila: likvidnost, dobičkonosnost, zadolženost, aktivnost, produktivnost, velikost in rast poslovanja. Testirana in analizirana je njihova napovedna moč pri pojasnitvi nastopa dogodka neplačila, pri čemer se upoštevajo specifike v poslovanju podjetij glede na sektorsko pripadnost oziroma njihovo osnovno dejavnost.

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 multivariatne sektorske podmodele za ocenjevanje verjetnosti neplačila, katerih parametri so ocenjeni s pomočjo logističnih regresij. Različne statistične metode se uporabijo za izbor najboljše kombinacije transformiranih finančnih kazalnikov po sektorskih podmodelih.

Sledi testiranje razločevalne moči multivariatnih logističnih modelov 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.

Podjetja iz različnih panog imajo različne značilnosti poslovanja, ki se odražajo v specifikah pri postavkah v računovodskih izkazih, posledično pa tudi v izračunanih finančnih kazalnikih. Zaradi omenjenih značilnosti se finančni kazalniki in njihov vpliv na pojavnost dogodka neplačila analizirajo ločeno po sektorskih podmodelih.

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 2006-2009.

V skladu z metodologijo AJPES S.BON modela smo za posamezne faktorje tveganja, ki vplivajo na možnost nastopa dogodka neplačila, definirali množico finančnih kazalnikov, s ciljem poiskati manjšo podskupino kazalnikov, ki ločeno po sektorskih podmodelih najbolje odražajo posamezne faktorje tveganja za nastop dogodka neplačila.

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 množico finančnih kazalnikov, ki ločeno po sektorskih podmodelih 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, ločeno po sektorskih podmodelih povezani z verjetnostjo nastopa dogodka neplačila in ali je ta povezanost skladna s teoretičnimi pričakovanji. Testirali smo:

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

Za izbor podmnožice najboljših finančnih kazalnikov po sektorskih podmodelih so bili uporabljeni različni statistični pristopi. *Napovedno moč posameznega finančnega kazalnika v sektorskem podmodelu AJPEŠ S.BON modela 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 multivariatne logistične regresije, ki se izvajajo na sektorskih podmodelih, s ciljem ugotoviti njihovo multivariatno napovedno moč pri pojasnjevanju verjetnosti nastopa dogodka neplačila podjetij iz posameznih sektorjev. Obstajajo različne metode statistične multivariatne analize, ki se lahko uporabijo za ta namen (diskriminantna analiza, logistična regresija, probit model, nevronske mreže). *Za ocenitev parametrov multivariatnih sektorskih podmodelov v AJPEŠ S.BON modelu 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:

$$L = \Pr(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_n = y_n | \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \boldsymbol{\beta})$$

$$= \prod_{i: y_i=0} (1 - F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta})) \prod_{i: y_i=1} F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^N (F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}))^{y_i} (1 - F(\mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}))^{1-y_i}$$

Zaradi matematične poenostavitve se običajno uporabi naravno logaritmiranje funkcije verjetja:

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

$$= \sum_{i=1}^N \ln F(q_i \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta})$$

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 zavrnemo 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 logistične sektorske podmodele, ocenitev parametrov in izbor optimalnih sektorskih podmodelov

Pred samim začetkom multivariatne analize razpolagamo z ožjo podskupino finančnih kazalnikov, ki izpolnjujejo ekonomske kriterije in imajo po posameznih podskupinah podjetij, oblikovanih glede na njihovo sektorsko pripadnost, dobro univariatno razlikovalno moč. Kazalniki so transformirani z izbrano metodo transformacije.

Za ocenitev parametrov multivariatnih sektorskih podmodelov 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 multivariatne sektorske podmodele je potrebno preverjati stabilnost razlikovalne moči, merjene z mero AUC, statistično značilnost in predznak regresijskih koeficientov posameznih vključenih finančnih kazalnikov ter dobro zastopanje vseh relevantnih faktorjev tveganja oziroma informacijskih kategorij.

Pri vključevanju posameznih finančnih kazalnikov v multivariatne sektorske podmodele 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 sektorskih podmodelov. Pri izboru optimalnih sektorskih podmodelov smo upoštevali čim boljše zastopnost različnih dejavnikov tveganja, 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 sektorskih podmodelov AJPES S.BON modela se *ocenijo z iterativno proceduro maksimiranja logaritemske funkcije največjega verjetja (MLE)*. Na podlagi ocenjenih parametrov in dejanskih vrednosti v model vključenih (transformiranih) finančnih kazalnikov za posamezno opazovanje upoštevajoč njegovo sektorsko pripadnost, izračunamo verjetnost neplačila za posamezno opazovanje z uporabo logit enačbe:

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

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 stopnji 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 po bonitetnih ocenah sledi dejanski dolgoročni stopnji 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 multivariatnih sektorskih podmodelov je mogoče na podlagi razpoložljivih podatkov oceniti **vzorčno pogojeno oziroma nekalibrirane verjetnosti 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. V kolikor stopnja neplačila ugotovljena v praksi v določenem obdobju bistveno odstopa od dolgoročne povprečne stopnje neplačila, se lahko model rekalibrira s ciljem, da napovedane kalibrirane verjetnosti neplačila bolje odražajo tekoče dejansko realizirane stopnje neplačila.

Kalibracija vključuje naslednje korake:

- izračun povprečnih nekalibriranih oziroma vzorčno pogojenih verjetnosti neplačila;
- analiza stopenj neplačila za slovensko gospodarstvo v daljšem časovnem obdobju in izračun dolgoročnih povprečnih letnih stopenj neplačila;
- izračun faktorjev kalibracije in njihova uporaba za prilagoditev nekalibriranih vzorčno pogojenih verjetnosti neplačila s čimer dobimo kalibrirane verjetnosti neplačila;
- preveritev potrebe po reakalibraciji modela s ciljem, da napovedane kalibrirane verjetnosti neplačila bolje odražajo tekoče dejansko realizirane stopnje neplačila.

Za potrebe kalibracije AJPES S.BON modela smo analizirali gibanje stopenj neplačila za slovensko gospodarstvo v obdobju od leta 1994 do leta 2010. Analizirane so bile statistične značilnosti gibanja letnih stopenj neplačila, njihovo nihanje skozi makroekonomski cikel in izračunano dolgoročno povprečje letnih stopenj neplačila.

3.1. Pripis bonitetnih ocen glede na izračun kalibriranih verjetnosti neplačila

Po izvedbi kalibracije 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 verjetnosti neplačila, ki bodo podlaga za pripis bonitetnih ocen posameznim opazovanjem.

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 vseskozi 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.

Bonitetni model AJPES S.BON razvrsti plačnike po izračunani verjetnosti neplačila v 10 bonitetnih razredov. Na podlagi izračunanih mej razredov smo posameznim podjetjem pripisali bonitetne ocene glede na izračunano vzorčno nepogojeno oziroma kalibrirano verjetnost neplačila.

Bonitetna lestvica AJPES S.BON modela vključuje 10 bonitetnih razredov za plačnike in razred neplačnikov, to je podjetij pri katerih je dejansko prišlo do nastopa dogodka neplačila. Bonitetne ocene za plačnike so SB1, SB2, SB3, SB4, SB5, SB6, SB7, SB8, SB9 in

SB10¹. Podjetjem, pri katerih je dejansko prišlo do nastopa dogodka neplačila je pripisana bonitetna ocena SB10d. SB1 je najboljša bonitetna ocena na bonitetni lestvici, SB10 pa je najslabša bonitetna ocena na bonitetni lestvici.

3.2. Opis bonitetnih ocen

Bonitetne ocene so definirane z verjetnostnim razmikom, da bo pri konkretnem podjetju prišlo do nastopa 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 z eksponentno funkcijo narašča s premikom proti bonitetni oceni SB10. Bonitetna ocena SB10d je pripisana podjetjem, pri katerih dejansko pride do nastopa dogodka neplačila.

Povprečne verjetnosti neplačila po bonitetnih ocenah eksponentno (in ne linearno) naraščajo s premikom od najboljše bonitetne ocene SB1 proti najslabši bonitetno oceni SB10. Kljub dejstvu, da je več kot polovici vseh slovenskih podjetij pripisana bonitetna ocena SB5 ali boljša, pa je zaradi eksponentnega naraščanja verjetnosti neplačila po bonitetnih ocenah povprečna napovedana verjetnost neplačila v 7 bonitetnem razredu (bonitetna ocena SB7) približno enaka povprečni verjetnosti neplačila kot velja za vsa slovenska podjetja.

Povprečna napovedana verjetnost neplačila po prvih 6 bonitetnih ocenah (SB1, SB2, SB3, SB4, SB5 in SB6) je tako nižja od povprečne verjetnosti neplačila izračunane za vsa slovenska podjetja. Povprečna napovedana verjetnost neplačila v sedmem bonitetnem razredu (bonitetna ocena SB7) je približno enaka povprečni napovedani verjetnosti neplačila za vsa slovenska podjetja. Povprečna napovedana verjetnost neplačila po bonitetnih ocenah SB8, SB9 in SB10 je zaradi eksponentnega naraščanja bistveno višja od povprečne verjetnosti neplačila kot je napovedana za vsa slovenska podjetja.

Tabela: Opis bonitetnih ocen

Bonitetna ocena	Vsebinski opis
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 finančno-premoženjski položaj in njegovo kreditno sposobnost. Pri podjetju z bonitetno oceno SB1 so vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja za nastop dogodka neplačila takšne, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila najnižja.
SB2	Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je zelo visoka.

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.

	<p>Podjetje z bonitetno oceno SB2 se od podjetja z bonitetno oceno SB1 z vidika kreditne sposobnosti razlikuje v majhni meri. Vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja so takšne, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila zelo nizka a višja kot v prvem bonitetnem razredu.</p>
SB3	<p>Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je visoka. Podjetje z bonitetno oceno SB3 ima takšne vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila nizka a višja kot v drugem bonitetnem razredu. V primerjavi s podjetji, ki imajo dodeljeno višjo bonitetno oceno, je bolj občutljivo na neugodne spremembe v poslovnem okolju.</p>
SB4	<p>Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je še vedno visoka, a nižja kot v tretjem bonitetnem razredu. Podjetje z bonitetno oceno SB4 dosega takšne vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja za nastop dogodka neplačila, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila še vedno nizka. Ne glede na to je verjetnost nastopa dogodka neplačila pri podjetjih z bonitetno oceno SB4 v povprečju višja kot pri podjetjih z bonitetno oceno SB3.</p>
SB5	<p>Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je nadpovprečna, a nižja kot v četrtem bonitetnem razredu. 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 takšne vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja za nastop dogodka neplačila, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila nižja kot v povprečju za vsa slovenska podjetja.</p>
SB6	<p>Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je še vedno nadpovprečna, a je zaradi eksponentnega naraščanja verjetnosti neplačila po bonitetnih razredih približno 60% vseh slovenskih podjetij pripisana višja bonitetna ocena. Podjetje je ob normalnih tržnih razmerah še vedno sposobno poravnati svoje obveznosti, a je močno občutljivo na razmere v poslovnem okolju. Poslabšanje splošnega makroekonomskega okolja ali razmer v panogi lahko pripelje podjetje v položaj, ko ne bo sposobno poravnati svojih obveznosti. Podjetje z bonitetno oceno SB6 dosega takšne vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja za nastop dogodka neplačila, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila še vedno nižja kot v povprečju za vsa slovenska podjetja, a zaradi eksponentnega naraščanja pomembno višja kot v petem bonitetnem razredu.</p>
SB7	<p>Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je povprečna, a je zaradi eksponentnega naraščanja verjetnosti neplačila po bonitetnih</p>

	<p>razredih približno 75% vseh slovenskih podjetij pripisana višja bonitetna ocena. Podjetje z bonitetno oceno SB7 dosega takšne vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja za nastop dogodka neplačila, da modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila ne odstopa bistveno od povprečja za vsa slovenska podjetja. Uspešnost poslovanja in sposobnost poravnavanja obveznosti sta pomembno odvisni od ugodnih razmer v makroekonomskem okolju in panogi, podjetje pa lahko hitro zaide v težave.</p>
SB8	<p>Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je 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 takšne vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja za nastop dogodka neplačila, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila visoka in zaradi eksponentnega naraščanja pomembno višja kot v sedmem bonitetnem razredu.</p>
SB9	<p>Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je zelo nizka. Podjetje z bonitetno oceno SB9 dosega takšne vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja za nastop dogodka neplačila, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila zelo visoka in zaradi eksponentnega naraščanja pomembno višja kot v osmem bonitetnem razredu. Ob normalnih razmerah v poslovnem okolju je podjetje z bonitetno oceno SB9 komaj sposobno poravnati svoje obveznosti.</p>
SB10	<p>Zmožnost podjetja za poravnavanje svojih obveznosti je najnižja med vsemi slovenskimi podjetji. Podjetje z bonitetno oceno SB10 dosega takšne vrednosti kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja za nastop dogodka neplačila, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila najvišja in zaradi eksponentnega naraščanja bistveno višja kot v devetem bonitetnem razredu. 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.</p>
SB10d	<p>Bonitetna ocena SB10d je pripisana podjetju, pri katerem je dejansko prišlo do nastopa dogodka neplačila, in sicer stečaja, likvidacije ali prisilne poravnave.</p>

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 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.

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. 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.

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 »over-fittinga« 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 tudi zunaj razvojnega vzorca, kar pomeni, da ugotovljena povezava ni zgolj posledica izbranega vzorca podatkov. Takšna povezava in s tem kvaliteta modela se ohranja tudi skozi čas.

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.

Poglavje V

5. Ažuracija bonitetnih ocen

5.1. Ažuracija bonitetne ocene zaradi nastopa dogodka neplačila

Bonitetne ocene podjetij so določene enkrat letno na podlagi predloženih letnih računovodskih izkazov. Bonitetne ocene na podlagi računovodskih izkazov za leto 2010 imajo v ozadju izračunano verjetnost, da bo pri posameznem podjetju v časovnem horizontu enega leta (torej v letu 2011) prišlo do nastopa dogodka neplačila.

Dejansko tudi po pripisu letnih modelskih bonitetnih ocen na podlagi AJPEŠ 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 2010 ocenjeno z bonitetno ocen plačnika (npr. SB9), potem pa je na nek izbrani datum v letu 2011 podjetje dejansko postalo neplačnik, je na ta dan bonitetna ocena podjetja ažurirana iz SB9 v SB10d.

5.2. Ažuracija bonitetne ocene zaradi poslabšanja kratkoročne plačilne sposobnosti

S ciljem, da bi tekoče bonitetne ocene v največji možni meri odražale vse razpoložljive informacije o tekočem poslovanju podjetja, na podlagi katerih lahko sklepamo o njegovi kratkoročni plačilni sposobnosti, se bonitetne ocene pripisane na podlagi letnega poročila ažurirajo tudi med letom oziroma po njihovem pripisu na podlagi letnega poročila.

Ažuracija bonitetnih ocen med letom temelji na informacijah o blokadah transakcijskih računov in objavah sodišč za podjetje in za odvisne družbe oziroma skupino.