



**Metodologija za določanje bonitetnih ocen poslovnih
subjektov (gospodarskih družb, zadrug in
samostojnih podjetnikov)
(S.BON AJPEŠ model)**

Kratek opis metodologije

Ljubljana, maj 2012

POVZETEK

Pripis bonitetnih ocen slovenskim podjetjem, zadrugam in samostojnim podjetnikom (v nadaljevanju: poslovnim subjektom) z modelom **S.BON AJPEŠ** temelji na analizi računovodskih izkazov in nastopov dogodka neplačila za celotno populacijo slovenskih poslovnih subjektov v daljšem časovnem obdobju. Kot **dogodek neplačila** se upošteva stečaj, likvidacija in prisilna poravnava v primeru podjetij in zadrug ter osebni stečaj podjetnika in prisilna poravnava nad podjetnikom v primeru samostojnih podjetnikov.

Model S.BON AJPEŠ vključuje večje število podmodelov, in sicer ločeno za gospodarske družbe in samostojne podjetnike, v okviru teh pa več sektorskih podmodelov glede na osnovno dejavnost poslovanja ocenjevanih poslovnih subjektov ter ločeno obravnavo novoustanovljenih poslovnih subjektov oziroma poslovnih subjektov s krajšim obdobjem poslovanja.

Slovenske bonitetne ocene (SB) po modelu S.BON AJPEŠ temeljijo na oceni verjetnosti, da se bo v podjetju ali zadrugi oziroma pri samostojnem podjetniku v obdobju 12 mesecev po sestavitvi računovodskih izkazov zgodil kateri od navedenih insolventnih dogodkov.

Za vsak poslovni subjekt je glede na konkretne vrednosti kazalnikov donosnosti, likvidnosti, zadolženosti, aktivnosti in upravljanja s sredstvi, produktivnosti ter rasti poslovanja s S.BON AJPEŠ 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 s S.BON AJPEŠ modelom. Rezultat so nepristranske bonitetne ocene za celotno populacijo slovenskih poslovnih subjektov, ki bodo bankam služile za ocenitev kreditnega tveganja povezanega z verjetnostjo nastopa dogodka neplačila za poljubni slovenski poslovni subjekt. Vsem drugim zainteresiranim uporabnikom pa bodo bonitetne ocene podlaga za presojo zmožnosti poravnavanja obveznosti in kreditnega tveganja pri njihovih dejanskih ali potencialnih poslovnih partnerjih.

S ciljem, da bi v bonitetni oceni, izdani na določen dan, v največji možni meri upoštevali razpoložljive tekoče informacije o poslovanju in plačilni sposobnosti poslovnih subjektov, pri določitvi trenutne bonitetne ocene upošteevamo tudi tekoče podatke o blokadah transakcijskih računov¹ in objave slovenskih sodišč o insolventnih postopkih. Prav tako se kot dodatni kriterij pri določanju trenutne bonitetne ocene upoštevajo podatki o plačilni sposobnosti

¹ Blokade transakcijskih računov izkazujejo nezmožnosti plačila sodnih in davčnih izvršb.

podrejenih (odvisnih) družb ter podatki in informacije iz revidiranih letnih poročil in revizorjevega mnenja.

S.BON AJPEŠ model slovenske poslovne subjekte glede na kreditno tveganje razvrsti v 10 bonitetnih razredov s pripadajočimi slovenskimi bonitetnimi ocenami od SB1 do SB10, pri čemer je SB1 najboljša bonitetna ocena. Bonitetna ocena SB10d je pripisana poslovnim subjektom pri katerih dejansko pride od 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. Povprečna napovedana verjetnost neplačila ločeno po prvih šestih bonitetnih ocenah za gospodarske družbe oziroma samostojne podjetnike (SB1, SB2, SB3, SB4, SB5 in SB6) je tako nižja od povprečne verjetnosti neplačila kot velja za vse slovenske gospodarske družbe oziroma vse slovenske samostojne podjetnike.

Povprečna napovedana verjetnost neplačila za gospodarske družbe oziroma samostojne v sedmem bonitetnem razredu (bonitetna ocena SB7) je približno enaka povprečni napovedani verjetnosti neplačila kot velja za vse slovenske gospodarske družbe oziroma vse slovenske samostojne podjetnike.

Povprečna napovedana verjetnost neplačila za gospodarske družbe oziroma samostojne podjetnike ločeno po bonitetnih ocenah SB8, SB9 in SB10 je zaradi eksponentnega naraščanja bistveno višja od povprečne verjetnosti neplačila kot velja za vse slovenske gospodarske družbe oziroma vse slovenske samostojne podjetnike.

KAZALO

| | |
|---|-----------|
| 1. PODATKOVNE OSNOVE ZA S.BON AJPES MODEL..... | 5 |
| 1.1. LETNA POROČILA O POSLOVANJU POSLOVNIH SUBJEKTOV | 5 |
| 1.2. OPREDELITEV DOGODKA NEPLAČILA IN ZBIRANJE PODATKOV O NEPLAČILU | 5 |
| 1.2.1. <i>Insolventnost (stečaj, prisilna poravnava, likvidacija).....</i> | 6 |
| 2. GLAVNI KORAKI PRI IZDELAVI IN OCENITVI PARAMETROV S.BON AJPES MODELA..... | 8 |
| 2.1. FINANČNI KAZALNIKI IN ANALIZA POSAMEZNIH FAKTORJEV TVEGANJA | 8 |
| 2.1.1. <i>Obravnava manjkajočih vrednosti finančnih kazalnikov.....</i> | 9 |
| 2.1.2. <i>Transformacija finančnih kazalnikov</i> | 10 |
| 2.1.3. <i>Izbor podskupine najprimernejših finančnih kazalnikov</i> | 10 |
| 2.2. MULTIVARIATNA ANALIZA – SPECIFIKACIJA IN OCENA PARAMETROV PODMODELOV | 11 |
| 2.2.1. <i>Vključevanje finančnih kazalnikov v logistične sektorske podmodele, ocenitev parametrov in izbor optimalnih sektorskih podmodelov</i> | 13 |
| 2.2.2. <i>Izračun ocenjenih verjetnosti neplačila za poslovne subjekte</i> | 14 |
| 3. KALIBRACIJA PODMODELOV V OKVIRU S.BON AJPES MODELA IN PRIPIS BONITETNIH OCEN..... | 15 |
| 3.1. PRIPIS BONITETNIH OCEN GLEDE NA IZRAČUN KALIBRIRANIH VERJETNOSTI NEPLAČILA | 16 |
| 3.2. OPIS SLOVENSКИH BONITETNIH OCEN (SB) ZA POSLOVNE SUBJEKTE | 17 |
| 3.3. MATRIKE PREHODOV | 22 |
| 4. TESTIRANJE VELJAVNOSTI MODELA | 24 |
| 4.1. RAZLOČEVALNA MOČ BONITETNEGA MODELA | 24 |
| 4.2. PREVERJANJE KALIBRACIJE MODELA..... | 25 |
| 5. TEKOČA AŽURACIJA BONITETNIH OCEN MED LETOM..... | 26 |

Poglavje I

1. Podatkovne osnove za S.BON AJPES model

1.1. Letna poročila o poslovanju poslovnih subjektov

Kot izhodiščna baza podatkov za razvoj S.BON AJPES modela so uporabljeni računovodski izkazi vseh aktivnih slovenskih poslovnih subjektov, izdelani na koncu poslovnega leta v daljšem časovnem obdobju, ki predstavlja razvojni vzorec. Gospodarske družbe in samostojni podjetniki predložijo AJPES letna poročila z namenom zagotovitve javnosti podatkov in za namen državne statistike.

Poleg podatkov o poslovanju poslovnih subjektov iz letnih poročil smo za ocenitev verjetnosti neplačila in pripis bonitetnih ocen s S.BON AJPES modelom zbrali tudi podatke o nastopu dogodka neplačila za populacijo slovenskih poslovnih subjektov v daljšem časovnem obdobju z upoštevanjem eno letnega časovnega zamika med računovodskimi izkazi in morebitnim nastopom dogodka neplačila.

Za potrebe kalibracije oziroma umirjanja modela smo zbrali podatke o pojavnosti dogodka neplačila za poslovne subjekte ločeno po sektorski pripadnosti za celotno razpoložljivo preteklo obdobje. Tako smo pri ocenitvi parametrov sektorskih podmodelov S.BON AJPES modela v kar največji meri upoštevali značilnosti slovenskega gospodarstva, ki se odražajo v pojavnosti dogodka neplačila, in sicer ločeno za gospodarske družbe in samostojne podjetnike.

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 kapitalne 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 S.BON AJPES smo se, upoštevajoč omejitve v razpoložljivosti neposrednih bančnih podatkov, skušali dogodku neplačila kot ga opredeljuje Basel II kar najbolj približati.

Dogodek neplačila za gospodarske družbe je v S.BON AJPES modelu 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.*

Dogodek neplačila za samostojne podjetnike je v S.BON AJPES modelu definiran kot nastop enega izmed naslednjih dogodkov:

- *osebni stečaj podjetnika in*
- *prisilna poravnava nad podjetnikom.*

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 in samostojnih podjetnikih 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.

Poglavje II

2. Glavni koraki pri izdelavi in ocenitvi parametrov S.BON AJPEŠ 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 in upravljanje s sredstvi, produktivnost, velikost in rast poslovanja. Testirana in analizirana je njihova napovedna moč pri pojasnitvi nastopa dogodka neplačila, pri čemer se upoštevajo specifične v poslovanju gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov glede na njihovo sektorsko pripadnost oziroma osnovno dejavnost 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 posameznih podmodelov 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 posameznih multivariatnih logističnih podmodelov in njihova kalibracija upošteva dolgoročne značilnosti slovenskega gospodarstva z vidika pojavnosti nastopa dogodka 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 poslovni subjekti postanejo plačilno nesposobni 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 poslovnih subjektov v smislu njihovih ekonomskih značilnosti in konkurenčnih prednosti ter omogočajo primerjavo med poslovnimi subjekti, saj je iz njih zaradi načina izračuna izločen vpliv velikosti poslovnih subjektov. To velja za vse prej naštete skupine računovodskih kazalnikov, z izjemo kazalnikov velikosti poslovnega subjekta, ki niso razmerja med računovodskimi kategorijami, ampak kar računovodske kategorije same.

Poslovni subjekti iz različnih panog imajo različne značilnosti poslovanja, ki se odražajo v specifikah pri postavkah v računovodskih izkazih, posledično pa tudi v izračunanih finančnih kazalnikih. Prav tako obstajajo razlike med gospodarskimi družbami in samostojnimi podjetniki. Zaradi omenjenih značilnosti se finančni kazalniki in njihov vpliv na pojavnost dogodka neplačila analizirajo ločeno po sektorskih podmodelih in ločeno za gospodarske družbe in samostojne podjetnike.

V teoriji obstaja zelo veliko različnih kazalnikov, ki so izračunani na podlagi računovodskih izkazov. Tradicionalen pristop k izboru kazalnikov za računovodsko analizo temelji na opredelitvi različnih vidikov poslovanja poslovnih subjektov 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.

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 skladu z metodologijo S.BON AJPEŠ 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 pri gospodarskih družbah in samostojnih podjetnikih.

2.1.1. Obravnava manjkajočih vrednosti finančnih kazalnikov

Po tem, ko so bili finančni kazalniki definirani in na osnovi teh definicij izračunane vrednosti finančnih kazalnikov za vse poslovne subjekte vključene v analizo, smo odpravili problem morebitnih manjkajočih vrednosti finančnih kazalnikov. 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 S.BON AJPES modela uporabljena metoda transformacije, ki se je v praktičnem testiranju na podatkih izkazala kot najprimernejša.

2.1.3. Izbor podskupine najprimernejših finančnih kazalnikov

Definirali in testirali smo množico finančnih kazalnikov, ki ločeno po sektorskih podmodelih za gospodarske družbe in samostojne podjetnike odražajo različne faktorje tveganja za nastop dogodka neplačila. Preverili smo, kako so finančni kazalniki kot pokazatelji faktorjev tveganja zadolženosti, dobičkonosnosti, likvidnosti, aktivnosti in upravlja s sredstvi, produktivnosti, rasti in velikosti poslovnih subjektov, ločeno po sektorskih podmodelih za

gospodarske družbe in samostojne podjetnike, povezani z verjetnostjo nastopa dogodka neplačila in ali je ta povezanost skladna s teoretičnimi pričakovanji. Testirali smo:

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

Za izbor podmnožice najprimernejših finančnih kazalnikov po sektorskih podmodelih za gospodarske družbe in samostojne podjetnike so bili uporabljeni različni statistični pristopi. ***Napovedno moč posameznega finančnega kazalnika po sektorskih podmodelih S.BON AJPES modela za gospodarske družbe in samostojne podjetnike 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 podmodelov

Finančni kazalniki, transformirani z izbrano obliko transformacije, v naslednjem koraku vstopajo v multivariatne logistične regresije, ki se izvajajo na sektorskih podmodelih za gospodarske družbe in samostojne podjetnike, s ciljem ugotoviti njihovo multivariatno napovedno moč pri pojasnjevanju verjetnosti nastopa dogodka neplačila gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov 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 za gospodarske družbe in samostojne podjetnike v S.BON AJPES 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:

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

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 posameznega podmodela logistične regresije za gospodarske družbe in samostojne podjetnike glede na sektorsko pripadnost, 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 posamezni poslovni subjekt.

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 izvedbo multivariatne analize razpolagamo z ožjo skupino najprimernejših finančnih kazalnikov za različne dejavnike tveganja, ki izpolnjujejo ekonomske kriterije in imajo po posameznih podskupinah gospodarskih družb in samostojnih podjetnikov, oblikovanih glede na njihovo sektorsko pripadnost, dobro univariatno razlikovalno moč. Kazalniki so transformirani z izbrano metodo transformacije.

Za ocenitev parametrov multivariatnih sektorskih podmodelov za gospodarske družbe in samostojne podjetnike se uporabi logistična regresija oziroma logit model. V logistični regresiji lahko uporabimo več različnih metod vključevanja pojasnjevalnih spremenljivk v model. **S.BON AJPES 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 za gospodarske družbe in samostojne podjetnike 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 za gospodarske družbe in samostojne podjetnike 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 posamezni podmodel 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 za gospodarske družbe in samostojne podjetnike. Pri izboru optimalnih sektorskih podmodelov smo upoštevali čim boljše zastopanost 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 za poslovne subjekte

Parametri sektorskih podmodelov S.BON AJPEŠ modela za gospodarske družbe in samostojne podjetnike 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 posamezni poslovni subjekt upoštevajoč njegovo sektorsko pripadnost, izračunamo verjetnost neplačila za posamezni poslovni subjekt 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 podmodelov v okviru S.BON AJPES modela in pripis bonitetnih ocen

Potrebno je razlikovati med napovedno močjo in kalibracijo sektorskih podmodelov za gospodarske družbe in samostojne podjetnike. Posamezni podmodel ima lahko veliko napovedno moč, a ni kalibriran. Na drugi strani pa je lahko posamezni podmodel kalibriran, a ima nizko napovedno moč. Podmodel je kalibriran, če je povprečna vzorčna napovedana verjetnost neplačila za opazovanja, vključena v podmodel, enaka dolgoročni stopnji neplačila za populacijo, iz katere je izbran vzorec. Cilj v okviru S.BON AJPES modela je izbrati takšne podmodel za gospodarske družbe in samostojne podjetnike, ki ima imajo veliko napovedno moč, kar pomeni, da so sposobni razlikovati med dobrimi in slabimi poslovnimi subjekti z vidika pojavnosti dogodka neplačila, hkrati pa so kalibrirani. Bistveno lažje je rekalibrirati podmodel, ki ima veliko napovedno moč, a ni kalibriran, kot izboljšati napovedno moč slabšega, a kalibriranega podmodela.

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 dejansko realizirani 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 za gospodarske družbe in samostojne podjetnike je mogoče na podlagi razpoložljivih podatkov oceniti **vzorčno pogojene oziroma nekalibrirane verjetnost neplačila** za poljubni poslovni subjekt. To nam omogoča ordinalno rangiranje poslovnih subjektov glede na velikost ocenjene verjetnosti neplačila. V naslednjem koraku kalibriramo tako dobljene rezultate podmodelov za gospodarske družbe in samostojne podjetnike na dolgoročne v praksi ugotovljene stopnje 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 podmodeli za gospodarske družbe in samostojne podjetnike rekalibrirajo 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 v okviru podmodelov;

- analiza stopenj neplačila za slovenske gospodarske družbe in samostojne podjetnike glede na sektorsko pripadnost 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 po podmodelih za gospodarske družbe in samostojne podjetnike bolje odražajo tekoče dejansko realizirane stopnje neplačila.

Za potrebe kalibracije posameznih podmodelov za gospodarske družbe in samostojne podjetnike v okviru S.BON AJPES modela smo analizirali gibanje stopenj neplačila za slovenske gospodarske družbe in samostojne podjetnike glede na njihovo sektorsko pripadnost v celotnem obdobju razpoložljivosti podatkov. 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 kalibraciji razpolagamo z vzorčno nepogojenimi oziroma kalibriranimi verjetnostmi neplačila za vsako opazovanje, in sicer ločeno za gospodarske družbe in samostojne podjetnike. Za oblikovanje bonitetne lestvice in bonitetnih ocen na bonitetni lestvici za gospodarske družbe in samostojne podjetnike je potrebno definirati število bonitetnih razredov in pripadajoče mejne vrednosti verjetnosti neplačila, ki bodo podlaga za pripis bonitetnih ocen poslovnim subjektom.

Pri preslikavi verjetnosti neplačila na bonitetne ocene zasledujemo naslednje cilje:

- obstoj dovolj veliko število bonitetnih ocen za potrebe ekonomske in regulatorne aplikacije (upoštevaje zahteve Basel II);
- 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.

Z izbranimi matematičnimi operacijami smo enolično rešili problem izračuna zgornje in spodnje meje za vsakega od 10-ih bonitetnih razredov plačnikov za gospodarske družbe. Na podlagi izračunanih mej razredov smo posameznim gospodarskim družbam pripisali bonitetne ocene glede na izračunano vzorčno nepogojeno oziroma kalibrirano verjetnost neplačila. Upoštevanje statistične značilnosti porazdelitve bonitetnih ocen za gospodarske družbe smo po analognem postopku na podlagi kalibriranih verjetnosti neplačila in na tej osnovi določenih intervalnih mej pripisali bonitetne ocene tudi samostojnim podjetnikom.

Bonitetna lestvica S.BON AJPES modela vključuje 10 bonitetnih razredov za plačnike in razred neplačnikov, to je poslovnih subjektov pri katerih je dejansko prišlo do nastopa dogodka neplačila. Bonitetne ocene za plačnike so SB1, SB2, SB3, SB4, SB5, SB6, SB7, SB8, SB9 in SB10². Poslovnim subjektom 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 slovenskih bonitetnih ocen (SB) za poslovne subjekte

Bonitetne ocene SB so definirane z verjetnostnim razmikom, da bo pri konkretni gospodarski družbi ali samostojnemu podjetniku 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 gospodarskim družbam in samostojnim podjetnikom, pri katerih je dejansko prišlo do nastopa dogodka neplačila.

Porazdelitev gospodarskih družb oziroma samostojnih podjetnikov po bonitetnih ocenah je približno podobna normalni porazdelitvi. V teoretičnem primeru, ko bi opazovanja po bonitetnih ocenah v celoti sledila normalni porazdelitvi, bi bilo v prvih pet bonitetnih razredov (bonitetne ocene od SB1 do vključno SB5) vključenih točno 50% vseh opazovanj. Kljub temu bi zaradi dejstva, da povprečne verjetnosti neplačila po bonitetnih ocenah eksponentno (in ne linearno) naraščajo s premikom od najboljše bonitetne ocene SB1 proti najslabši bonitetno oceni SB10, povprečno verjetnost neplačila kot velja za vse slovenske gospodarske družbe oziroma vse slovenske samostojne podjetnike približno dosegle gospodarske družbe oziroma samostojni podjetniki v 7 bonitetnem razredu s pripisano bonitetno oceno SB7.

² Poimenovanje bonitetnih ocen kot SB in številke pripadajočega bonitetnega razreda izhaja iz krovnega imena metodologije S.BON AJPES modela in predstavlja kratico za slovensko boniteto (SB).

Povprečna napovedana verjetnost neplačila ločeno po prvih šestih bonitetnih ocenah za gospodarske družbe oziroma samostojne podjetnike (SB1, SB2, SB3, SB4, SB5 in SB6) je tako nižja od povprečne verjetnosti neplačila kot velja za vse slovenske gospodarske družbe oziroma vse slovenske samostojne podjetnike. Povprečna napovedana verjetnost neplačila za gospodarske družbe oziroma samostojne v sedmem bonitetnem razredu (bonitetna ocena SB7) je približno enaka povprečni napovedani verjetnosti neplačila kot velja za vse slovenske gospodarske družbe oziroma vse slovenske samostojne podjetnike. Povprečna napovedana verjetnost neplačila za gospodarske družbe oziroma samostojne podjetnike ločeno po bonitetnih ocenah SB8, SB9 in SB10 je zaradi eksponentnega naraščanja bistveno višja od povprečne verjetnosti neplačila kot velja za vse slovenske gospodarske družbe oziroma vse slovenske samostojne podjetnike.

Tabela: Opis bonitetnih ocen za gospodarske družbe

| Bonitetna ocena | Vsebinski opis |
|-----------------|---|
| SB1 | SB1 je najvišja bonitetna ocena na bonitetni lestvici. Gospodarska družba, ki jo dobi, ima najvišjo zmožnost poravnavanja svojih obveznosti. Bonitetna ocena je določena glede na njen finančno-premoženjski položaj in njeno kreditno sposobnost. Pri družbi 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 gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je zelo visoka. Družba z bonitetno oceno SB2 se od tiste 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. |
| SB3 | Zmožnost gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je visoka. Družba 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 z družbami, ki imajo dodeljeno višjo bonitetno oceno, je bolj občutljiva na neugodne spremembe v poslovnem okolju. |
| SB4 | Zmožnost gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je še vedno visoka, a nižja kot v tretjem bonitetnem razredu. Družba 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 družbah z bonitetno oceno SB4 v povprečju višja kot pri tistih z bonitetno oceno SB3. |

| | |
|-------------------|---|
| <p>SB5</p> | <p>Zmožnost gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je nadpovprečna, a nižja kot v četrtem bonitetnem razredu. Zaostritev razmer v poslovnem okolju ali nastop drugih nepredvidljivih dogodkov (šokov) lahko družbo pripelje v položaj, ko ne bo sposobna poravnati svojih obveznosti. Družba 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 vse slovenske družbe.</p> |
| <p>SB6</p> | <p>Zmožnost gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je še vedno nadpovprečna, a je zaradi eksponentnega naraščanja verjetnosti neplačila po bonitetnih razredih približno 60-im odstotkom vseh slovenskih družb pripisana višja bonitetna ocena. Družba je ob normalnih tržnih razmerah še vedno sposobna poravnati svoje obveznosti, a je močno občutljiva na razmere v poslovnem okolju. Poslabšanje splošnega makroekonomskega okolja ali razmer v panogi lahko pripelje družbo v položaj, ko ne bo sposobna poravnati svojih obveznosti. Družba 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 vse slovenske družbe, a zaradi eksponentnega naraščanja pomembno višja kot v petem bonitetnem razredu.</p> |
| <p>SB7</p> | <p>Zmožnost gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je povprečna, a je zaradi eksponentnega naraščanja verjetnosti neplačila po bonitetnih razredih približno 75-im odstotkom vseh slovenskih družb pripisana višja bonitetna ocena. Družba 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 vse slovenske družbe. Uspešnost poslovanja in sposobnost poravnavanja obveznosti sta pomembno odvisni od ugodnih razmer v makroekonomskem okolju in panogi, družba pa lahko hitro zaide v težave.</p> |
| <p>SB8</p> | <p>Zmožnost gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je nizka in zato v veliki meri pogojena z razmerami v poslovnem okolju. Zaostritev razmer zelo verjetno vodi v nastop dogodka neplačila. Družba 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. V primeru insolventnosti družbe je vprašljiva popolna poplačljivost terjatev upnikov.</p> |
| <p>SB9</p> | <p>Zmožnost gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je zelo nizka.</p> |

| | |
|--------------|--|
| | Družba 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 družba z bonitetno oceno SB9 komaj sposobna poravnati svoje obveznosti. V primeru insolventnosti družbe je vprašljiva popolna poplačljivost terjatev upnikov. |
| SB10 | Zmožnost gospodarske družbe za poravnavanje obveznosti je najnižja med vsemi slovenskimi družbami. Družba 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 družbah z bonitetno oceno SB10 obstaja med vsemi slovenskimi družbami največja verjetnost, da v prihodnjem 12 mesečnem obdobju po datumu računovodskih izkazov postanejo insolventne, hkrati pa je v tem primeru tveganje popolne poplačljivosti terjatev upnikov največje. |
| SB10d | Bonitetna ocena SB10d je pripisana gospodarski družbi, pri kateri je dejansko prišlo do nastopa dogodka neplačila, in sicer stečaja, likvidacije ali prisilne poravnave. |

Vir: lastna opredelitev.

Tabela: Opis bonitetnih ocen za samostojne podjetnike

| Bonitetna ocena | Vsebinski opis |
|-----------------|--|
| SB1 | SB1 je najvišja bonitetna ocena na bonitetni lestvici. Samostojni podjetnik, ki jo dobi, ima najvišjo zmožnost poravnavanja svojih obveznosti. Bonitetna ocena je določena glede na njegov finančno-premoženjski položaj in njegovo kreditno sposobnost. Pri podjetniku 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 samostojnega podjetnika za poravnavanje obveznosti je zelo visoka. Podjetnik z bonitetno oceno SB2 se od podjetnika 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. |
| SB3 | Zmožnost samostojnega podjetnika za poravnavanje obveznosti je visoka. Podjetnik z bonitetno oceno SB3 ima takšne vrednosti |

| | |
|------------|---|
| | <p>kazalnikov, ki odražajo dejavnike tveganja, da je modelsko ocenjena verjetnost nastopa dogodka neplačila nizka a višja kot v drugem bonitetnem razredu. V primerjavi s podjetniki, ki imajo dodeljeno višjo bonitetno oceno, je poslovanje podjetnika bolj občutljivo na neugodne spremembe v poslovnem okolju.</p> |
| SB4 | <p>Zmožnost podjetnika za poravnavanje obveznosti je še vedno visoka, a nižja kot v tretjem bonitetnem razredu. Podjetnik 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 podjetnikih z bonitetno oceno SB4 v povprečju višja kot pri podjetnikih z bonitetno oceno SB3.</p> |
| SB5 | <p>Zmožnost samostojnega podjetnika za poravnavanje obveznosti je nadpovprečna, a nižja kot v četrtem bonitetnem razredu. Zaostritev razmer v poslovnem okolju ali nastop drugih nepredvidljivih dogodkov (šokov) lahko pripelje podjetnika v položaj, ko ne bo sposoben poravnati svojih obveznosti. Podjetnik 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 vse slovenske podjetnike.</p> |
| SB6 | <p>Zmožnost samostojnega podjetnika za poravnavanje obveznosti je še vedno nadpovprečna, a je zaradi eksponentnega naraščanja verjetnosti neplačila po bonitetnih razredih večini slovenskih podjetnikov pripisana višja bonitetna ocena. Podjetnik je ob normalnih tržnih razmerah še vedno sposoben poravnati svoje obveznosti, a je njegovo poslovanje močno občutljivo na razmere v poslovnem okolju. Poslabšanje splošnega makroekonomskega okolja ali razmer v panogi lahko pripelje podjetnika v položaj, ko ne bo sposoben poravnati svojih obveznosti. Podjetnik 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 vse slovenske podjetnike, a zaradi eksponentnega naraščanja pomembno višja kot v petem bonitetnem razredu.</p> |
| SB7 | <p>Zmožnost samostojnega podjetnika za poravnavanje obveznosti je povprečna, a je zaradi eksponentnega naraščanja verjetnosti neplačila po bonitetnih razredih približno 75-im odstotkom vseh slovenskih podjetnikov pripisana boljša bonitetna ocena. Podjetnik 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 vse slovenske podjetnike. Uspešnost poslovanja in sposobnost poravnavanja</p> |

| | |
|--------------|--|
| | obveznosti sta pomembno odvisni od ugodnih razmer v makroekonomskem okolju in panogi, podjetnik pa lahko hitro zaide v težave. |
| SB8 | Zmožnost samostojnega podjetnika za poravnavanje obveznosti je nizka in zato v veliki meri pogojena z razmerami v poslovnem okolju. Zaostritev razmer zelo verjetno vodi v nastop dogodka neplačila. Podjetnik 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. V primeru insolventnosti podjetnika je vprašljiva popolna poplačljivost terjatev upnikov. |
| SB9 | Zmožnost samostojnega podjetnika za poravnavanje obveznosti je zelo nizka. Podjetnik 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. Obstaja nadpovprečna verjetnost, da bo imel podjetnik z bonitetno oceno SB9 težave pri poravnavanju svojih obveznosti, vprašljiva pa je tudi polna poplačljivost terjatev upnikov v primeru insolventnosti podjetnika. |
| SB10 | Zmožnost samostojnega podjetnika za poravnavanje obveznosti je najnižja med vsemi slovenskimi podjetniki. Podjetnik 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 podjetnikih z bonitetno oceno SB10 obstaja med vsemi slovenskimi podjetniki največja verjetnost, da postanejo insolventni, hkrati pa je vprašljiva tudi polna poplačljivost terjatev upnikov v primeru insolventnosti podjetnika. |
| SB10d | Bonitetna ocena SB10d je pripisana samostojnemu podjetniku, pri katerem je dejansko prišlo do nastopa dogodka neplačila, in sicer osebnega stečaja ali prisilne poravnave nad podjetnikom. |

Vir: lastna opredelitev.

3.3. Matrike prehodov

Bonitetna ocena, pripisana posameznemu poslovnemu subjektu, 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 za gospodarske družbe oziroma samostojne podjetnike oblikujemo z identifikacijo bonitetnih ocen vseh ocenjenih gospodarskih družb oziroma samostojnih podjetnikov 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 (napovedana verjetnost neplačila) glede na dejanske rezultate (realizirane stopnja neplačila) 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 s ciljem preveritve kvalitete razločevalne moči 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.

4.1. Razločevalna moč bonitetnega modela

Razločevalna moč bonitetnega modela pomeni njegovo sposobnost za *ex-ante* razlikovanje med gospodarskimi družbami oziroma samostojnimi podjetniki, pri katerih bo v izbranem časovnem horizontu prišlo do dogodka neplačila, in gospodarskimi družbami oziroma samostojnimi podjetniki, pri katerih 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 na opazovanjih zunaj vzorca in časa opazovanja. V nasprotnem primeru lahko pride do tako imenovanega »over-fittinga« - to je do ugotovljene dobre razločevalne moči modela na obstoječem podatkovnem vzorcu in slabe razločevalne moči modela 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.

4.2. Preverjanje kalibracije modela

Kvaliteta kalibracije je odvisna od (ne)enakosti napovedanih kalibriranih verjetnosti neplačila z dejansko realiziranimi stopnjami neplačila za gospodarske družbe oziroma samostojne podjetnike po bonitetnih ocenah. Preverjanje kalibracije bonitetnega modela se zato pogosto imenuje tudi »*back-testing*« oziroma testiranje kalibracije za nazaj.

V kolikor ugotovljene stopnje neplačila po bonitetnih ocenah za gospodarske družbe oziroma samostojne podjetnike bistveno odstopajo od pripadajočih napovedanih verjetnosti neplačila je potrebno modele recalibrirati.

Poglavje V

5. Tekoča ažuracija bonitetnih ocen med letom

Slovenske bonitetne ocene (SB) z uporabo S.BON AJPEŠ modela so slovenskim gospodarskim družbam in samostojnim podjetnikom pripisane enkrat letno na podlagi predloženih letnih računovodskih izkazov (bonitetna ocena na podlagi letnega poročila).

Bonitetna ocena gospodarske družbe oziroma samostojnega podjetnika na določen dan se lahko razlikuje od bonitetne ocene pripisane na podlagi letnega poročila, saj tekoča ocena upošteva tudi morebitna nova dejstva, ki vplivajo na oceno kreditnega tveganja in plačilne sposobnosti poslovnega subjekta.

S ciljem, da bi v bonitetni oceni gospodarske družbe ali samostojnega podjetnika veljavni na določen dan v največji možni meri upoštevali razpoložljive tekoče informacije o njihovem poslovanju, kreditnem tveganju in plačilni sposobnosti, pri določitvi trenutne bonitetne ocene upoštevamo tudi:

- tekoče podatke o morebitnih blokadah transakcijskih računov³;
- objave slovenskih sodišč o začetku insolventnih postopkov pri poslovnih subjektih in informacije o njihovem zaključku;
- za nadrejene gospodarske družbe tekoče podatke o plačilni sposobnosti in morebitni insolventnosti podrejeni (odvisnih) družb;
- podatke in informacije iz revidiranih letnih poročil za poslovne subjekte, ki so zavezani k reviziji računovodskih izkazov ter
- podatke in informacije iz revizorjevega mnenja.

Obstoj blokade transakcijskega računa nakazuje na povečanje kreditnega tveganja in poslabšanje plačilne sposobnosti poslovnega subjekta, kar se lahko odrazi v poslabšanju bonitetne ocene poslovnega subjekta.

Začetek insolventnega postopka pri poslovnemu subjektu (nastop dogodka neplačila) vodi v poslabšanje bonitetne ocene iz predhodno določene na bonitetno oceno za neplačnika, to je SB10d. Po pripisu bonitetne ocene SB10d ima poslovni subjekt bonitetno oceno neplačnika SB10d toliko časa, dokler ne pride do morebitne reaktivacije poslovnega subjekta (prenehanje insolventnosti) oziroma dokler poslovni subjekt ne odda prvo novo letno poročilo po prenehanju insolventnosti. Do reaktivacije, to je prenehanja dogodka neplačila, lahko pride zlasti v primeru nastopa dogodka neplačila v obliki prisilne poravnave. Ko je sprejet sklep o

³ Blokade transakcijskih računov izkazujejo nezmožnosti plačila sodnih in davčnih izvršb.

zaključku prisilne poravnave namreč poslovni subjekt posluje dalje oziroma se reaktivira. Reaktiviranemu poslovnemu subjektu se bonitetna ocena ažurira.

Obstoj blokade transakcijskega računa ali začetek insolventnega postopka pri odvisni gospodarski družbi nakazuje tudi na poslabšanje plačilne sposobnosti nadrejene gospodarske družbe in lahko vodi tudi do znižanja bonitetne ocene nadrejene gospodarske družbe.

Morebitne spremembe revidiranih računovodskih izkazov, glede na nerevidirane računovodske izkaze, ugotovljene po reviziji poslovnih subjektov, ki so zavezani k reviziji, se upoštevajo pri tekoči ažuraciji bonitetnih ocen med letom. Prav tako se pri tekoči ažuraciji bonitetnih ocen med letom upoštevajo podatki in informacije iz revizorjevega mnenja.