

# POSOJILA SMO DALI. JIH BODO POPLAČALI?

Pri obvladovanju tveganj se neplačevanje umešča v sam vrh. S pomočjo modela za ocenjevanje kreditnega tveganja lahko ugotovimo, ali bo posameznik, ki prosi za kredit ali odplačevanje blaga na obroke, tega lahko tudi povrnil. | Maja Šušteršič

**K**reditiranje fizičnih oseb je bilo v obdobju pred svetovno finančno krizo v polnem razmahu. Banke so poleg dolgoročnih kreditov ponujale kratkoročne pomladanske kredite, kredite za potovanja itd. Videti je bilo, da ideje rastejo kot gobe po dežju. Obdobje je bilo pozitivno, optimistično. Čeprav so gospodinjstvom posojila marca ostala na nizki februarški rasti, se je treba zavedati, da se povečuje brezposelnost, ki je bila konec aprila za 32,7 odstotkov višja kot aprila lani. Svoj delež prispevajo nižja gospodarska rast in vse črnogledne okoliščine tega obdobja. V teh časih je zato še toliko bolj pomembno, da imamo vzpostavljen ustrezen sistem obvladovanja kreditnega tveganja. Kreditna tveganja, ki spadajo med finančna tveganja, predstavljajo pomembnejši del tveganj posamezne družbe. K obvladovanju tveganj in poročanju v zvezi z njimi je vodstvo podjetja zavezano preko Zakona o gospodarskih družbah Basel II oziroma drugih direktiv, priporočil in kodeksov.

lahko bili pomembni pri izgradnji modela. V tej fazi moramo paziti, da izberemo tako dobre kot slabe plačnike. Ob tem moramo na eni strani ohraniti razmerje med dobrimi in slabimi plačniki, na drugi pa omogočiti, da bomo imeli dovolj slabih, da bo napovedna moč modela sprejemljiva. Običajno je lahko za model razmerje med dobrimi in slabimi plačniki največ okoli 70:30.

## Drugič: izbor spremenljivk

Izbor spremenljivk je že zahtevnejša naloga. Pomembno je, da iz nabora spremenljivk izberemo le tiste, ki bodo v izbrani metodi dajale največjo napovedno moč. Največkrat se te naloge lotimo s klasičnimi statističnimi metodami, ki pa imajo svoje pomanjkljivosti. Najbolj uporabljena statistična metoda je F-test, pri katerem v model postopoma dodajamo spremenljivke in ob vsaki dodani spremenljivki se izračuna F-test. Če dodana spremenljivka stati-

**V Sloveniji lahko s skoraj 80-odstotno verjetnostjo pravilno napovemo, ali bo kreditojemalec svoj kratkoročni kredit poplačal ali ne, če za napoved uporabimo nevronske mreže.**

Največjo težavo pri ocenjevanju kreditnega tveganja fizičnih oseb predstavlja dostop do podatkov in zato, ker je relativno malo študij ter dostopnih in preverjenih orodij. V primerjavi z drugimi državami Slovenija nima kreditnega biroja, ki bi sistematično zbiral podatke o posamezniku, njegovem premoženju, načinu plačevanja položnic in najetih kreditih ter na podlagi teh podatkov izdal poročilo o kreditnem tveganju posameznika. Večina študij, ki obravnava ocenjevanje kreditnega tveganja fizičnih oseb, tako temelji na podatkih, ki jih zbirajo omenjeni kreditni biroji, vendar pa so nedavne študije pokazale, da je enako dobro mogoče napovedati kreditno tveganje na podlagi podatkov, ki jih banke tako ali tako že imajo in shranjujejo v svojih informacijskih sistemih, kot so na primer: višina zaprosenega kratkoročnega kredita, obrestna mera, odplačilna doba, transakcija na osebnih računih, varčevalnih računih, številu kreditnih kartic, limitih na karticah in podobnih podatkih.

Oceno kreditnega tveganja posameznika lahko naredi vsak, ki ima bazo podatkov o svojih kupcih, strankah, njihovem načinu plačevanja in podobno. Od kakovosti podatkov in izbranega modela pa je odvisno, kako natančna bo ocena kreditnega tveganja. Pri oceni kreditnega tveganja - oziroma izgradnji modela - so ključni štirje koraki: izbor baze podatkov za oceno kreditnega tveganja; izbor spremenljivk; izbor analitične metode in vrednotenje rezultatov.

## Prvič: izbor baze podatkov

Prvi korak izbora baze podatkov je relativno enostaven. Izbrati moramo tiste podatke o posamezniku, za katere intuitivno menimo, da bi

stično značilno povečuje pojasnjevanje kreditne sposobnosti, jo vključimo v model, sicer ne. Pomanjkljivost te metode je, da model izbere druge spremenljivke, če spremenljivke dodajamo v drugačnem vrstnem redu. Druga najbolj uporabljena statistična metoda je korelacijska matrika, kjer se računa povezanost (odvisnost) med dvema spremenljivkama. Ta metoda ni zanesljiva, kadar obstaja več med seboj odvisnih spremenljivk. Zadeve pa se lahko lotimo tudi bolj sodobno: z genetskim algoritmom, ki je ena od metod umetne inteligence. Genetski algoritem je nestatistična metoda. Navdih išče v Darwinovi teoriji o evoluciji, ko preživijo le najmočnejši. Rezultat genetskega algoritma so najboljši posamezniki opisali z določenimi informacijami – spremenljivkami in te spremenljivke uporabimo pri naslednjem koraku.

## Tretjič: izbor metode

Tretji korak je izbor metode za ocenjevanje kreditnega tveganja. Tu imamo veliko možnosti. Izbiramo lahko med statističnimi metodami, ki predvidevajo, da so povezave med spremenljivkami linearne ali rahlo nelinearne ter nelinearnimi modeli. Največkrat uporabljen statistični model pri reševanju omenjenega proble-

*Mag. Maja Šušteršič je vodja službe za zavarovanje na Petrolu. Članek je zapisala s prof. dr. Dušanom Mramorjem ter prof. dr. Juvetom Zupanom in je bil v daljši obliki objavljen pod naslovom 'Consumer credit scoring models with limited data' v reviji Expert Systems with Application aprila letos.*

ma je t.i. logit model, med nelinearnimi modeli pa t.i. nevronske mreže, ki so tudi ena izmed metod umetne inteligence. Nevronske mreže se pogosto uporabljajo, kadar želimo rezultate ali dogodke napovedovati. Ena najbolj znanih uporab nevronske mreže v praksi je ugotavljanje zlorabe kreditnih kartic, ki jo uporablja izdajatelj kartice American Express. Druga prednost nevronske mreže je, da lahko model zavrtimo tudi, če kakšen podatek o kreditnojemalcu manjka, kar je pri statističnih metodah težava. Tako kot vse metode imajo nevronske mreže tudi svojo slabost, in sicer, da ne moremo enostavno povedati, zakaj je nevronska mreža podala tak rezultat, kot ga je. Pri statističnih metodah namreč dobimo neko enačbo, nevronske mreže pa so tako kompleksne, da enačbe ni in jim zato pravijo »črna škatla«. Njihova kompleksnost izhaja iz navdiha, ki ga iščejo v posnemanju delovanja možganov oziroma nevronov v možganih. Nevronske mreže so zato sestavljene iz različno povezanih umetnih nevronov (vhodnih in izhodnih točk), med katerimi se izvajajo funkcije, ki simulirajo prenos informacije iz enega nevrna na drugega. Glede na strukturo povezav in funkcij izberemo ustrezno vrsto nevronske mreže, s katero bomo reševali problem.

Podatke, ki jih imamo na voljo, razdelimo na učni in testni set. Z učnim setom se nevronska mreža »uči«, testni set pa omogoča, da se med učenjem izračuna napaka napovedi. V tem procesu učenja se postavijo in korigirajo uteži funkcij, tako da je končna napaka napovedi čim manjša. Rezultat tretjega koraka je tako zgrajen model, pri čemer so statistični modeli ponazorjeni z enačbo, nevronska mreža pa ima v »škatli« postavljen uteži.

#### Četrtič: vrednotenje rezultatov

Zadnji korak je vrednotenje rezultatov, kjer s posebnim postopkom (t.i. navzkrižna validacija) ugotovimo, kakšna je napovedna moč našega modela. Napovedno moč modela opredelimo z natančnostjo in napako, ki jo model naredi pri napovedovanju. Natančnost nam pove, kolikšen je odstotek pravih napovedi, napaka modela pa pove, koliko napovedi smo uvrstili med slabe plačnike, čeprav so dobri (napaka tipa I), in koliko napovedi smo uvrstili med dobre plačnike, čeprav so slabi (napaka tipa II).

#### Kdo redno odplačuje kredite?

Zgrajen model za ocenjevanje kreditnega



Foto: Dreamstime

*Za ugotavljanje zlorab kreditnih kartic lahko uporabimo t.i. nevronske mreže.*

tveganja uporabimo v fazi, ko posameznik zaprosi za kredit oziroma za odplačevanje blaga na obroke (na primer preko kreditne kartice) in/ali ko že poteka plačevanje odobrenega kredita posojila ali obročnega plačevanja, saj na ta način prej prepoznamo potencialne možne težave.

Rezultati naše zadnje študije (Šušteršič, Mramor, Zupan, april 2009), objavljene v reviji Expert Systems with Application, so pokazali, da lahko - z opisanim načinom ocenjevanja kreditnega tveganja in kljub dejstvu da imamo v Sloveniji omejen nabor

podatkov - z 79,3-odstotno verjetnostjo pravilno napovemo, ali bo kreditnojemalec svoj kratkoročni kredit poplačal ali ne, če za napoved uporabimo nevronske mreže, in z 76,1-odstotno verjetnostjo, če za napoved uporabimo statistični logit model. Baza podatkov kratkoročnih kreditov iz obdobja od leta 1994 do leta 1998 je na začetku zajemala 67 spremenljivk, od katerih jih je bilo izbranih 21. Kot zanimivost naj omenimo, da med izbranimi spremenljivkami ni bilo spola, starosti kreditnojemalca, kot tudi ne višine kredita in obrestne mere. ■