



Kredit scoring modeli za retail

Sadržaj

- 1: Krediti za stanovništvo
- 2: Subjektivna kreditna analiza
- 3: Kredit scoring modeli za stanovništvo

Kreditni za stanovništvo

- kratkoročni i srednjoročni krediti koji se koriste za financiranje kupovine roba i usluga za osobnu potrošnju ili za ponovno financiranje dugova nastalih za takve svrhe
- 3 osnovna tipa kredita:
 - Krediti koji se otplaćuju u ratama
 - Kreditne kartice i ostali revolving krediti
 - Krediti koji se ne otplaćuju u ratama
- ne postoji sveobuhvatan format analize

Kriteriji – banka u Japanu

- **Maksimalan udio obveza na plaću iznosi 60%**
- **Minimalna starosna dob 25 godina**
- **Dužina vremena na trenutnom poslu min. 2 godine**
- **Tip industrije u kojoj je osoba zaposlena:
nepoželjno je da je osoba zaposlena u show-business
nepoželjno je da je osoba vozač taksija**

Kriteriji – banka u SAD-u

- **Najmanje jedna godina na postojećoj adresi stanovanja (potreban telefonski broj; potreban dokaz o stambenom statusu)**
- **Trogodišnja povijest stanovanja koja se može provjeriti**
- **Najmanje jedna godina na postojećem poslu**
- **Trogodišnja povijest zaposlenja koja se može provjeriti**
- **Zahtjevana dužina zaposlenja**
- **Minimalan mjesečni prihod \$1500 (potrebna je potvrda koja to dokazuje)**
- **Samozaposleni moraju dati potvrdu o prihodu**
- **Udio obveza za plaćanje automobila, hipoteke, osiguranja, tekućih kredita i drugih fiksnih obveza ne smije prelaziti 50%**
- **Čisti rejting kreditnog biroa**

Uobičajene varijable pri analizi

- Vrijeme provedeno na jednoj adresi
- Stambeni status
- Poštanska oznaka
- Telefon (ima, nema)
- Prosječan godišnji prihod klijenta
- Kreditne kartice
- Tip bankovnog računa (ček, štednja i dr.)
- Dob
- Broj sudskih tužbi
- Zanimanje
- Namjena kredita
- Bračni status
- Koliko dugo ima račun u banci
- Koliko dugo je na trenutnom poslu
- Itd.

Subjektivna kreditna analiza

- cilj kreditne analize koja se provodi za odobravanje kredita stanovništvu je procijeniti rizik koji je povezan s odobravanjem kredita
- 6 K analiza:
 - 1. Karakter
 - 2. Kapital
 - 3. Kapacitet
 - 4. Kondicije (uvjeti)
 - 5. Kolateral
 - 6. Kontrola

Kredit scoring modeli za stanovništvo

- cilj kredit scoring modela za stanovništvo je odrediti vjerojatnost da će klijent otići u default
- većina banaka pri odobravanju kredita stanovništvu koristi kredit scoring modele (ne u Hrvatskoj)
- iz iskustva i prethodnih istraživanja je poznato da su šanse da će klijent dobiti kredit veće ako posjeduje kuću, ima visok prihod po članu domaćinstva, duže vremena živi na istoj adresi, ako je u braku, ima malo upita za njegov izvještaj iz kreditnog biroa, posjeduje kreditne kartice, ima čistu kreditnu povijest, posjeduje telefonski broj, dugo je na postojećem poslu

Primjer – krediti za automobile

(1/2)

Godišnji bruto prihod	<10000\$	10000\$ do 20000\$	20000\$ do 40000\$	40000\$ do 60000\$	>60000\$
	5	15	30	45	60
Mj.obveze/mj. čisti prihod	> 40%	30-40%	20-30%	10-20%	<10%
	0	5	20	35	50
Štednja/čekovni račun	ništa	samo ček. račun	samo štednja	oboje	bez odgovora
	0	30	30	50	0
Glavne kreditne kartice	nema	1 ili više	bez odgovora		
	0	30	0		

Primjer – krediti za automobile

(2/2)

Kreditna povijest	Štetne info unutar zadnjih 7 godina		nema info		ispunjene sve obveze	
	-10		0		30	
Dob	≤50 g.	> 50 g.	bez odg.			
	5	25	0			
Stambeni status	najam	posjedu je/ kupuje	potpuno vlasništvo	bez odgovora		
	15	40	50	15		
Stabilnost stanovanja	< 1 g.	1-2 g.	2-4 g.	> 4 g.	bez.odg.	
	0	15	35	50	0	
Stabilnost zaposlenja	< 1 g.	1-2 g.	2-4 g.	> 4 g.	nezaposl.	umirovljen
	5	20	50	70	5	70

Upotreba scoringa

- donja granica je 150 što znači da su svi klijenti s manjim skorom automatski odbijeni
- da bi se klijenti dodatno analizirali subjektivnim načinom, moraju ostvariti skor između 150 i 195
- minimalna vrijednost scora za automatsko odobravanje kredita je 200

Najčešće metode pri modeliranju

- Logistička regresija – standard industrije
- Diskriminacijska analiza
- Neuronske mreže

Znanstvena istraživanja

- orijentirana su na primjenu različitih metoda za izradu modela za procjenu rizičnosti
- metode obuhvaćaju statističke metode i metode data mininga odnosno machine learning metode
- znanstvena istraživanja također istražuju doprinos različitih varijabli u procjeni rizika

Prethodna istraživanja (1/4)

- *Desai, V.S., Crook, J.N., Overstreet, G.A., A Comparison of Neural Network and Linear Scoring Models in Credit Union Environment, European Journal of Operational Research 95 (1996), p. 24-35:* istraživali upotrebu diskriminacijske analize, logističke regresije i neuralnih mreža; generički vs korisniku prilagođeni; podaci prikupljeni iz 3 kreditne zadruge koja odobrava kredite; 18 prediktorskih varijabli; definicija loših – ako je u bilo kojem vremenu u proteklih 48 mjeseci kredit bio otpisan ili je klijent bankrotirao; NN statistički značajno bolje od DA; niska uspješnost u predikciji loših;
- u odnosu na statističke metode ne može se utvrditi da su NN značajno bolje

Prethodna istraživanja (2/4)

- *Desai, V.S., Conway, D.G., Crook, J.N., Overstreet, G.A., Credit Scoring Models in Credit Union Environment Using Neural Network and Generic Algorithms, IMA Journal of Mathematics Applied in Business & Industry, vol.8, 1997, p.323-346*: nastavak istraživanja iz 1995; kombinacija NN i genetičkih algoritama; prosječni rezultati: LR 67,3%; DA 66,53%; NN 66,38%; gen.al. 65,7%; NN najbolja u identifikaciji slabih, a gen.al. u identifikaciji loših;
- *Yobas, M.B., Crook, J.N., Ross, P., Credit scoring using neural networks and evolutionary techniques, IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry, vol. 11, 2000, p.111-125*: uspoređuju prediktivnu sposobnost DA, NN, genetičkih algoritama i stabla odlučivanja u razlikovanju dobrih i sporih komitenata u plaćanju računa kreditnih kartica; DA 68,4%; NN 64,2%; DT 62,3%; GA 64,5%

Prethodna istraživanja (3/4)

- *Galindo, J., Tamayo, P., Credit risk assessment using statistical and machine learning: Basic methodology and risk modeling applications, Computational Economics, 15, 2000, p. 107-143:* na skupu podataka o hipotekarnim kreditima ispituju prednosti i nedostatke LR, NN, DT i k-nearest neighbour; ističu da je potrebno provesti puno ispitivanja različitih kombinacija algoritama u cilju pronalaženja najboljeg rješenja; oni su dobili da je za 'dobre' kombinacija DT i probit, a za 'loše' DT i NN;
- *Piramuthu, S., Financial Credit-risk Evaluation with Neural and Nerofuzzy Systems, European Journal of Operational Research, 112, 1999, p.310-312:* bavi se upotrebom NN i fuzzy sistema pri donošenju kreditnih odluka
- *West, D., Neural Network Credit Scoring Models, Computers & Operations Research, 27, 2000, p. 1131-1152:* usporedba različitih NN arhitektura

Prethodna istraživanja (4/4)

- *Trivedi, K.S., A study on credit scoring modeling with different feature selection and machine learning, Technology in Society 63, 2020:* na podacima za retail portfelj ispitao je upotrebu različitih tehnika odabira karakteristika – feature selection techniques (Information-gain, Gain-Ratio and Chi-Square) te različitih ML metoda (Bayesian, Naïve Bayes, Random Forest, Decision Tree, support Vector Machine) i sve to usporedio. Također je analizirao važnost varijabli gdje su najvažnije – tip stana/kuće, postojeći krediti, spol, bračni status, zaposlenje, zanimanje.
- *Ziamba, P., Radomska-Zalas, A., Becker, J., Client evaluation decision models in credit scoring tasks, Procedia Computer Science 176, 2000, pp. 3301-3309:* na podacima o gotovinskim kreditima ispituju kombinacije feature selection tehnika i ML metoda. Najboljom kombinacijom se pokazala correlation based feature selection i random forest classifier