



4. cjelina:

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 (ima, nema)
- 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
- Diskriminacijska analiza
- Neuronske mreže

Prethodna istraživanja (1/3)

- *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; DA 82,35%; LR 82,67%; NN 83,19%; NN statistički značajno bolje od DA; niska uspješnost u predikciji loših NN 49,72%; DA 38,49%; LR 44,93%; u odnosu na statističke metode ne može se utvrditi da su NN značajno bolje

Prethodna istraživanja (2/3)

- 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 (3/3)

- 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 pronalazjenja 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