

3. cjelina: Upotreba i primjena kredit scoring modela

- 3.1. Principi izgradnje kredit scoring modela
 - 3.1.1. Validacija kredit scoring modela
- 3.2. Prednosti i nedostaci kredit scoring modela
- 3.3. Generički i korisniku prilagođeni kredit scoring modeli
- 3.4. Implikacije scoringa na banke
- 3.5. Reference

3.1. Principi izgradnje kredit scoring modela

Financijske i kreditne institucije upotrebljavaju različite alate i sustave kojima se služe radi donošenja odluka o tome odobriti li kredit ili ne. Iz perspektive upravljanja rizicima, najvažniji alat je postao kredit scoring kao statistički izveden alat za donošenje odluka koji obuhvaća skor-karticu i skup statističkih pokazatelja.¹ Predviđanje kreditne sposobnosti zajmotražitelja je od izuzetnog značaja za svakog kreditora. Naime, odobravanje kredita zajmotražitelju koji će kasniti u plaćanju ili koji uopće neće u cjelosti vratiti kredit rezultira gubicima za kreditora dok, s druge strane, odbijanje zajmotražitelja koji je potencijalno dobar rezultira manjom zaradom za kreditora.² Kreditni scoring je sistem dodjeljivanja bodova zajmotražitelju čiji zbroj predstavlja numeričku vrijednost koja pokazuje koliko je vjerojatno da zajmotražitelj kasni u otplati kredita.³ Kredit scoring sistem dodjeljuje jednu kvantitativnu mjeru, nazvanu skor, potencijalnom komitentu predstavljajući buduće ponašanje u otplati dodjeljenog kredita. Analitičari koji razvijaju scoring sisteme identificiraju one karakteristike komitenata koje najbolje predviđaju otplatu kredita. Statističkim procedurama dodjeljuju svakoj karakteristici numeričku vrijednost tako da scoring sistem mjeri relativnu važnost dane karakteristike u predviđanju otplate. Klasične metode pri odlučivanju dodijeliti li kredit određenom zajmotražitelju koriste subjektivnu ocjenu kreditnih referenata koja je temeljena na iskustvu u donošenju prethodnih odluka. Ukoliko, primjerice, kreditna aplikacija sadrži oko 50-ak različitih pitanja na koje komitent odgovara samo sa da ili ne, moguće je dobiti 10^{16} različitih kombinacija odgovora.⁴ Klasičnom kreditnom analizom je nemoguće da bilo koja osoba obradi sve to u glavi. Nadalje, upravljanje kreditnim portfeljom se ne može ostvariti klasičnom kreditnom analizom.⁵ Naime, ako kašnjenja u otplati kredita porastu toliko da je potrebno intervenirati u smislu smanjenja količine kredita, management nema načina da kaže kreditnim referentima za koliko i kako da smanje rizik. No, upotrebom kredit scoringa, kreditni management može reći da se razina skora podigne od 200 na 210.

¹ McNab, H., Wynn, A., Principles and Practice of Consumer Credit Risk Management, CIB Publishing, Canterbury, 2000, p.5

² Hancock, S., Developing a More Accurate and Efficient Scorecard, Credit Control, Vol. 20, No. 8, 1999, p. 10-15

³ Mays, E., editor, Handbook of Credit Scoring, Glenlake Publishing Company, Ltd., Chicago, 2001. p. 89

⁴ Lewis, E.M., An Introduction to Credit Scoring, Fair Isaac and Co., Inc, San Rafael, 1992, p. 12

⁵ Ibidem, p. 14

Glavni razlozi upotrebe kredit skoringa:⁶

1. Smanjiti loša zaduženja.
2. Poboľjšati operativnu efikasnost. Naime, pošto je proces ocjene kreditne sposobnosti kod primjene kredit skoringa automatiziran, uklanja se ručni način procjene rizika.
3. Osigurati bolju kontrolu kreditnog portfelja putem nadgledanja skoring procesa i karakteristika portfelja.

Kreditni skoring omogućuje kreditnim managerima da:⁷

1. Bolje upravljaju rizikom omogućavajući preciznije i konzistentnije odluke.
2. Smanje operativne troškove štedeći vrijeme zaposlenika.
3. Implementiraju konzistentan sistem donošenja kreditnih odluka i kreditnu politiku na različitim lokacijama i brojnom pučanstvu.

Postoje dvije vrste kredit skoringa s obzirom na podatke koji se koriste u njihovoj izgradnji:

1. Generički kredit skoring modeli

Bazirani su isključivo na podacima kreditnih biroa koji raspolažu milijunima podataka o kreditnoj povijesti klijenata koji imaju bankovni račun. Na temelju takve baze podataka primjenom statističkih metoda i metoda umjetne inteligencije kreiraju se kredit skoring modeli koji obuhvaćaju one karakteristike zajmoprimatelja koje najbolje predviđaju buduće ponašanje u otplati kredita.

2. Korisniku prilagođeni kredit skoring modeli⁸

Bazirani su na podacima o klijentima konkretne financijske institucije. Dakle, dizajniraju se posebno za svakog kreditora. Procedure podržane statističkim i drugim metodama se primjenjuje na podatke kojima raspolaže kreditor te se izdvajaju one karakteristike zajmotražitelja koje su značajne za otplatu kredita. Uobičajena je praksa da kreditori koji po prvi puta koriste kreditni skoring počnu s generičkim pa nakon toga uvedu i korisniku prilagođen kreditni skoring. Konačnu ocjenu odnosno skor dobiju zbrajanjem oba skora.

⁶ McNab, H., Wynn, A., Principles nad Preactice of Consumer Credit Risk Management, CIB Publishing, Canterbury, 2000, p.7

⁷ Rowland,J., Credit Scoring – Big Opportunities for Small and Start-up Businesses, Credit World, Sep/Oct95, Vol.84, Issue 1, p.21-25.

⁸ engleska riječ: customized credit scoring models

Danas na tržištu postoji preko 50 generičkih kredit skoring sistema koji sadrže preko 100 različitih kredit skoring modela, a ponuda se neprestano širi.⁹ Svi ti modeli mogli bi se rasporediti u slijedeće grupe s obzirom na tip odnosno namjenu modela:

1. Kredit skoring modeli za predviđanje kašnjenja u otplati kredita, za predviđanje bankrota, gubitaka i otpisa duga.
2. Kredit skoring modeli koji predviđaju mogućnost izmirenja računa kreditne kartice tijekom 12-mjesečnog perioda.
3. Kredit skoring modeli koji predviđaju pronevjeru.
4. Kredit skoring modeli koji rangiraju račune u kašnjenju s obzirom na vjerojatnost plaćanja duga.
5. Kredit skoring modeli koji predviđaju vjerojatnost da mjesečna rata na hipotekarni kredit neće biti plaćena do kraja mjeseca.
6. Kredit skoring modeli koji predviđaju prihod kućanstva korišten u širokom spektru aplikacija za 'direktni' marketing.
7. Kredit skoring modeli koji segmentiraju cjelokupnu kreditnu populaciju potrošača na različite razine rizika.
8. Kredit skoring modeli koji rangiraju relativnu količinu prihoda za koju je vjerojatno da će biti generirana na revolving računu u slijedećih 12 mjeseci.
9. Kredit skoring modeli koji predviđaju vjerojatnost smanjenja salda na računu za 50% ili više u slijedećih 12 mjeseci.
10. Kredit skoring modeli koji analiziraju karakteristike ponašanja u cilju predviđanja prihoda.

Najpoznatije kompanije koje se bave razvijanjem skoring modela su:

1. Crif group: www.crif.com
2. Fair Isaac: www.fairisaac.com
3. Experian: www.experian.com
4. Equifax: www.equifaxknowledge.com

⁹ Cf. Mays, E., op.cit., p. 28-38

Jedan od najčešće korištenih skorova je «FICO» skor kreiran od strane Fair Isaac and Co., a koji se rastavlja se na slijedeće dijelove:¹⁰

1. 35% skora je određeno poviješću plaćanja kreditnog računa gdje se neposredna prošlost više vrednuje od one udaljenije.
2. 30% skora je određeno količinom duga koju komitent ima kod svih kreditora.
3. 15% skora je temeljeno na tome koliko dugo je osoba kreditni korisnik.
4. 10% skora čini neposredna prošlost i je li komitent aktivno tražio (i dobio) neke kredite u proteklih nekoliko mjeseci.
5. 10% skora se izračunava na temelju skupine kreditnih kartica koje komitent posjeduje, rata kredita, hipoteka itd.

Kako bi se izračunao kreditni skor, koristi se model koji se sastoji od liste pitanja odnosno karakteristika s određenim brojem bodova za svaki odgovor odnosno atribut. U modelu se koriste samo one informacije koje su prediktori budućeg ponašanja pri otplati kredita. Zbrajanjem svih bodova dobivenih iz kreditne aplikacije i kreditnog izvještaja, zajmodavatelji dobiju kreditni skor koji daje odgovor na pitanje kolika je vjerojatnost da će određeni zajmotražitelj vraćati kredit prema utvrđenom rasporedu, bez kašnjenja. Taj je kreditni skor zapravo rang lista rizika. Što je veći skor, manji je rizik odnosno što je manji skor, veći je rizik. Potrebno je odrediti graničnu vrijednost¹¹ koja dijeli “dobre” komitente od “loših”. Zajmotražitelji čiji je izračunati skor veći od granične vrijednosti, smatraju se dobrima i njima financijska institucija odobrava kredit, a onima čiji je skor ispod definirane granične vrijednosti financijska institucija ne odobrava kredit.

Kredit scoring model obuhvaća skupinu karakteristika koje su raspodjeljene prema atributima. Svaki atribut odnosno odgovor ima statistički izveden skor ili 'težinu'. Tipična skor-kartica se sastoji od 10-15 karakteristika koje imaju od 2 do 10 atributa. Primjer jedne skor-kartice koja se koristi za ocjenjivanje poduzeća nalazi se u tablici 1¹².

Skor se izračunava za svakog zajmotražitelja koristeći skor-karticu i dodjeljujući odgovarajuće bodove s obzirom na odabrani atribut. Skorovi svih pojedinačnih

¹⁰ www.hsh.com/pamphlets/aboutfico.html

¹¹ engleska riječ: cut-off

¹² iz jedne Britanske banke

atributa se zbrajaju kako bi se dobio ukupan skor koji se potom uspoređuje s graničnom vrijednošću i na temelju te usporedbe se donosi odluka o odobravanju odnosno neodobravanju traženog kredita. Granična vrijednost je najviša razina rizika s kojom je financijska institucija spremna raditi.

Tablica 1: Skor-kartica koja se koristi pri ocjenjivanju poduzeća

Struktura posla	Jedan vlasnik	Partnerstvo	Kompanija		
	7	7	0		
Dužina odnosa s tom financ. institucijom	0 do 1 god.	1 do 2 god	3 do 5	Više od 6	
	0	2	8	10	
Godišnja promjena u profitu	Gubitak prethodne godine ili nepoznato	Dobitak u prethodnoj godini	Rast profita iz godine u godinu		
	0	5	10		
Kredit/osobno ulaganje	Bez osobnog ulaganja	15 do 50%	51 do 100%	101 do 250%	Preko 250%
	0	8	6	3	1
Iskustvo u poslu	0 do 2 god	3 do 4 god	5 do 7	8 i više	
	0	2	7	9	

Osnovni koraci u izgradnji skor-kartice su slijedeći¹³:

1. Studija provedivosti

Svrha je ove studije odrediti poslovne potrebe i mogućnosti izgradnje skor-kartice. Potrebno je definirati: troškove i koristi projekta, objektivnost skor-kartice te zahtjeve i odgovornosti za svaku fazu izrade. K tome potrebno je razmotriti pitanje operacionalizacije i implementacije.

2. Definicija uzorka

Definirati uzorak znači prikupiti aplikacije koje će biti upotrebljene za izgradnju kredit scoring modela. Za svaku aplikaciju u uzorku potrebno je odrediti radi li se o dobrom, lošem, neodređenom, neaktivnom ili odbijenom zajmotražitelju.

¹³ McNab, H., Wynn, A., op.cit., p.32-47

Prema teoriji, dobar je onaj komitent kojega financijska institucija rado ima, a loš je onaj za kojega je financijskoj instituciji žao da ga je uzela.¹⁴ Svaki zajmodavatelj određuje svoju definiciju dobrih i loših zajmotražitelja, u ovisnosti o tome čemu je namjenjen kredit scoring sistem i koji je komitent stvarno dobar i koristan za zajmodavatelja, a koji nije. U slučaju revolving kredita, slijedi nekoliko definicija dobrih i loših komitenata¹⁵:

- Komitent je dobar ako je aktivan u 6 od zadnjih 10 mjeseci.
- Komitent je dobar ako nije kasnio u plaćanju više od 30 dana zadnja 24 mjeseca.
- Komitent je loš ako kasni u plaćanju svojih obveza 90 ili više dana s nedozvoljenom razlikom od 50\$ ili više.
- Komitent je loš ako ako kasni u plaćanju 3 ili više puta po 60 dana u proteklih 12 mjeseci s nedopuštenom razlikom od 50\$ ili više.

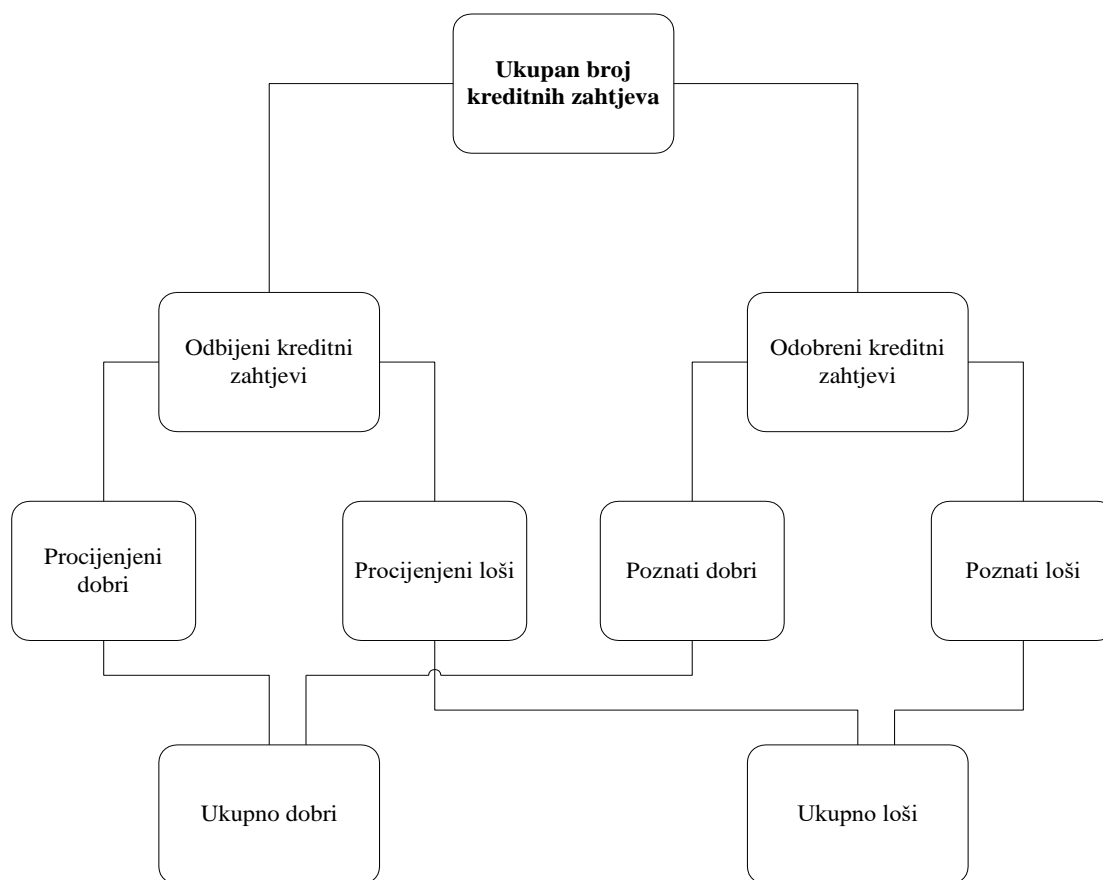
Neodređeni su oni za koje zajmodavatelj nije sasvim siguran da su loši, a niti da su dobri. To bi, primjerice, bili oni koji kasne u plaćanju nešto više od 30 dana, ali manje od 45 dana. Grupa neodređenih se ne uključuje u modeliranje skor-kartice, ali se uključuje u izlazne statističke rezultate. Ponekad se može dogoditi da u portfelju postoji grupa računa koji su kreditno neaktivni. Takve komitente također treba uključiti u uzorak, ali oni se ne koriste za izgradnju skor-kartice. Uzorak se također treba sastojati od komitenata kojima kredit nije odobren jer njihovo ponašanje u plaćanju nije poznato odnosno ne zna se da li bi bili dobri ili loši. Oni moraju biti uključeni u uzorak, kao što to pokazuje shema 1.¹⁶, zato što se skor-kartica koristi za ocjenjivanje svih komitenata koji će doći tražiti kredit.

¹⁴ Lewis, E.M., op.cit., p. 36

¹⁵ Ibidem, p.36-37

¹⁶ Ibidem, p. 67

Shema 1: Kreditni zahtjevi koje trebaju biti uključeni u uzorak korišten za izgradnju kredit scoring modela



Veličina uzorka koja je prikladna za kreiranje skor-kartice je primjerice 1500 dobrih komitenta, 1500 loših i 1500 odbijenih. Može se upotrijebiti i manji uzorak, ali sve što je manje od 500 će prouzročiti probleme statističke prirode.

3. Prikupljanje podataka

Kada se radi aplikacijska skor-kartica, podaci se prikupljaju iz slijedećih izvora:

- Aplikacijski upitnici uobičajeno sadrže osnovne demografske podatke o komitentu (dob, vrijeme provedeno na trenutnoj adresi, koliko dugo komitent ima odnos s bankom, brojevi telefona itd.), a ako se radi o zahtjevu za poslovnim kreditom tada aplikacija sadrži i podatke o poduzeću (npr. djelatnost, koliko godina je u poslu, imovina poduzeća, broj uposlenih itd.)
- Izvještaji kreditnog biroa
- Geo-demografske baze podataka
- Računi komitenata koje posjeduje financijska institucija

Potrebno je zadržati sve raspoložive karakteristike za koje će se naknadnom statističkom analizom utvrditi značajnost odnosno koje su prediktori budućeg ponašanja u otplati kredita. Prilikom izgradnje kredit scoring modela potrebno je poznavati kvalitetu podataka i eventualne slabosti odnosno sumnje koje podaci nose zbog toga što to ima utjecaj na izgradnju i kvalitetu konačnog modela.

4. Analiza karakteristika

Svrha je analiziranja karakteristika u identificiranju onih koje razdvajaju dobre od loših klijenata. Tablica 2. pokazuje dobre i loše zajmotražitelje prema varijabli 'vizija – ima li zajmotražitelj viziju posla kojim se želi baviti'. Stopa loših predstavlja prediktivnu sposobnost svakog atributa odnosno vezu između vizije i rizika. Niska stopa loših kod poduzetnika koji imaju viziju te visoka stopa loših kod poduzetnika koji nemaju viziju posla upućuje na zaključak da je jasna vizija posla prediktor uspješnog posla koji može omogućiti otplatu kredita bez kašnjenja odnosno nizak rizik i obrnuto.

Tablica 2: Način analize karakteristika zajmotražitelja (vizija posla)

Vizija	Broj dobrih	Broj loših	%dobrih	%loših	Stopa loših
Nema viziju	2	12	1.50	17.91	85.71%
Ima viziju	23	5	17.30	7.46	17.86%
Uhodan posao	108	50	81.20	74.63	31.65%
Ukupno	133	67	100%	100%	50.38%

Uobičajena procedura za analiziranje svih varijabli je takozvano 'pravljenja klasa' odnosno grupiranje u razrede. Naime, nezavisne varijable u scoring modelima se obično transformiraju kako bi bolje predstavljali vezu između nezavisnih varijabli i zavisne varijable, a koja je nelinearna. Od svih varijabli pa tako i od kontinuiranih se prave klase unutar kojih se raspoređuju dobri i loši komitenti kao što je prikazano u tablici 2. Drugi način modeliranja nelinearnih veza je kontinuirana transformacija. Postoje određene polemike o tome koja je najbolja metoda za izgradnju efikasne skor kartice. Neki autori preferiraju pravljenje klasa dok drugi smatraju da je bolja transformacija kontinuiranih varijabli. Experian je proveo istraživanje u cilju otkrivanja koja je metoda

odnosno kombinacija metoda najbolja za određenu situaciju. Modeli koje je napravio Experian u svom istraživanju su testirani na bazi njihove sposobnosti da tretiraju nedostajuće podatke i stršeće vrijednosti, jednostavnosti upotrebe i moći predikcije što je mjereno Kolmogorov Smirnov testom i Ginijevim pokazateljem. U njihovoj je studiji razrađeno je 4 različita modela¹⁷:

1.) Model s klasama

U ovakvom modelu sve nezavisne varijable su kategorijalne što znači da se i kontinuirane varijable transformiraju u kategorijalne. Pravljenje klasa od kontinuiranih varijabli sastoji se u identificiranju intervala u kojima nezavisna varijabla ima sličnu vezu sa zavisnom varijablom. Svaki od tih intervala se uzima kao posebna dihotomna varijabla. Iako je to vrlo fleksibilan način modeliranja nelinearnih veza, pogodan je u slučaju kada nema puno varijabli jer se razredi rade ručno. Takvi su modeli jednostavniji za interpretiranje od kontinuiranih modela.

2.) Kontinuirani model¹⁸

Kod ovog modela se testiraju različite transformacije nezavisne kontinuirane varijable. U praksi je testirano samo nekoliko funkcija. U Experianu su testirali slijedeće: binarna 1,0 (ln), te $1/3$, $1/2$, 1. i 2. potencija. Odabire se najbolja transformacija, a to je ona koja ima najveću korelaciju sa zavisnom varijablom. Nedostajući podaci kontinuirane varijable se tretiraju tako da se kreira indikator varijabla, a ostale vrijednosti za tu kontinuiranu varijablu se zamjene aritmetičkom sredinom. One varijable koje su originalno kategorijalne kao takve se i uključuju u kontinuirani model.

3.) Miješani modeli

Ti su modeli kombinacija kontinuiranih modela i modela s klasama. Kontinuiranom modelu se dodaju vrijednosti klasificirane varijable kada je to prikladno. Ako odabrana transformacija ne daje dobru linearnu vezu, tada se razmatra mogućnost pravljenja kategorijalne varijable.

¹⁷ Mays, E., op.cit., p. 73

¹⁸ Ash, D., Vlatsa, D., Scorecard Modeling with Continuous Independent Variables, Credit Scoring and Credit Control VII Conference, Credit Research Centre – University of Edinburgh, 5-7 September, 2001

4.) 'Spline' model

Mali postotak varijabli nije dobro pokriven niti sa jednom od spomenutih tehnika. Imaju takvu vezu sa zavisnom varijablom da njihova transformacija ne izražava linearnu vezu, pa se onda takve varijable transformiraju spline funkcijama (*polynomial piecewise* kontinuirana transformacija).

Ako se analizira svaka varijabla pojedinačno, 'spline' funkcije daju najbolje rezultate, naravno, u onim slučajevima u kojima se mogu primijeniti. Gledajući cjelokupne rezultate, razlike između izvedbi modela mjerena Kolmogorov Smirnov pokazateljem i Ginijevim koeficijentom su vrlo male, u praktičnom smislu, gotovo zanemarive. Najvažniji zaključak je da je lakše provesti kontinuirano modeliranje uz upotrebu transformacija nego formirati klase, a rezultati su barem toliko dobri kao i kod modela s klasama. Korisnik treba odabrati model koji mu najbolje odgovara s obzirom na ostale kriterije kao što su implementacija, software, interpretacija rezultata itd.

5. **Zaključivanje o odbijenima**

U ovom je koraku potrebno donijeti zaključak o tome kakvi bi bili odbijeni komitenti da su bili prihvaćeni. Procjena počiva na tome da odbijeni imaju neke attribute kao prihvaćeni komitenti. Što je proces ocjenjivanja sistematičniji, to su grupa odbijenih i grupa prihvaćenih manje slične. Na kraju procesa procjene, svaki odbijeni dobije vjerojatnost da će biti dobar odnosno loš. Postoje tri procedure koje se mogu primijeniti u cilju donošenja zaključaka o odbijenima¹⁹:

- Prva ponuđena procedura sve odbijene komitente stavlja u grupu loših klijenata pa se statistička analiza izvodi na svim komitentima, uključujući i odbijene. Glavni problem kod ovog pristupa može biti u tome što skor-kartica dobivena na taj način samo preslikava proces odobravanja kredita koji je trenutno važeći. To zapravo znači da ako su, primjerice, odbijani dobri komitenti, nova će skor-kartica dobivena ovom metodologijom nastaviti odbacivati dobre komitente zato što su oni uključeni u analizu kao loši.

¹⁹ Hand, D.J., Jacka, S.D editors, Statistics in Finance, Arnold Application in Statistics, op.cit., p. 112-113

- Druga alternativa je, različitim metodologijama, pronaći odobrene zajmotražitelje koji po svojim karakteristikama izgledaju vrlo slično odbijenima. Statistička analiza u cilju izrade skor-kartice izvodi se na svim komitentima. Problem kod ovog načina jest u određivanju toga što su 'slični računi'.
- Treća alternativa se sastoji u izgradnji dva odvojena modela. Prvi scoring model kreira se samo na temelju zajmotražitelja kojima je kredit odobren. Tim modelom se skoriraju odbijeni pa se tako za svakog odbijenog dobije vjerojatnost da će biti dobar odnosno loš. Na temelju toga odbijeni svrstavaju u grupu dobrih odnosno loših. Novi model se zatim kreira na temelju svih zajmotražitelja, i odbijenih i prihvaćenih.

6. Modeliranje skor-kartice

Skor-kartica se kreira na temelju prihvaćenih aplikacija za koje je poznato jesu li dobri ili loši komitenti i na temelju odbijenih aplikacija za koje se procjenjuje jesu li dobri ili loši. Analitičari koji se bave izgradnjom kredit scoring modela analiziraju povijesne podatke prethodno odobrenih kredita u cilju određivanja karakteristika zajmotražitelja koje su važne u predviđanju individualnog rizika. U kredit scoringu postoje tri pristupa koja se mogu koristiti za odabir karakteristika koje će ući u model:²⁰

- Upotreba znanja, iskustva i osjećaja za podatke eksperata kao nadopunu formalnoj statističkoj metodologiji. Znanje eksperata je ključno za davanje obrazloženja o odabiru svake karakteristike koje će biti u modelu, a statistička i ostala metodologija je potrebna kako bi preveniralo uključivanje u model onih karakteristika koje nemaju prediktivnu sposobnost budućeg ponašanja.
- Upotreba statističkih procedura kojima se varijable postepeno dodaju odnosno oduzimaju iz modela pri čemu se kod svakog koraka mjeri poboljšanje u prediktivnoj sposobnosti modela.

²⁰ Hand, D.J., Henley, W.E., Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: a Review, Journal Royal Statistical Society A, 160, 1997, p. 523-541

- Odabir individualnih karakteristika upotrebom mjere razlike između distribucije dobrih i distribucije loših. Uobičajena je mjera 'informativna vrijednost'²¹ koja se izračunava na slijedeći način:

$$\sum_j (p_{ij} - q_{ij}) w_{ij}$$

gdje je:

p_{ij} broj dobrih komitenata u atributu j karakteristike i podijeljen ukupnim brojem dobrih komitenata koji su odgovorili na karakteristiku i

q_{ij} broj loših komitenata u atributu j karakteristike i podijeljen ukupnim brojem loših komitenata koji su odgovorili na karakteristiku i

w_{ij} 'težina dokaza'²² što se računa na slijedeći način:

$$w_{ij} = \ln(p_{ij} / q_{ij})$$

Svaka karakteristika čija je informativna vrijednost veća od 0.1 treba biti razmatrana za uključivanje u skor-karticu. Druga uobičajena mjera je χ^2 -test veličina izvedena iz kontingencijske tablice dobrih i loših prema atributima karakteristike. U praksi se sve te metode kombiniraju i upotrebljavaju najčešće tako da se postupak započne odabirom individualnih karakteristika zatim se upotrebljava neka od statističkih metoda uz pojašnjenja eksperata i tako se to ponavlja dok se ne postigne najbolji model.

7. Validacija skor-kartice

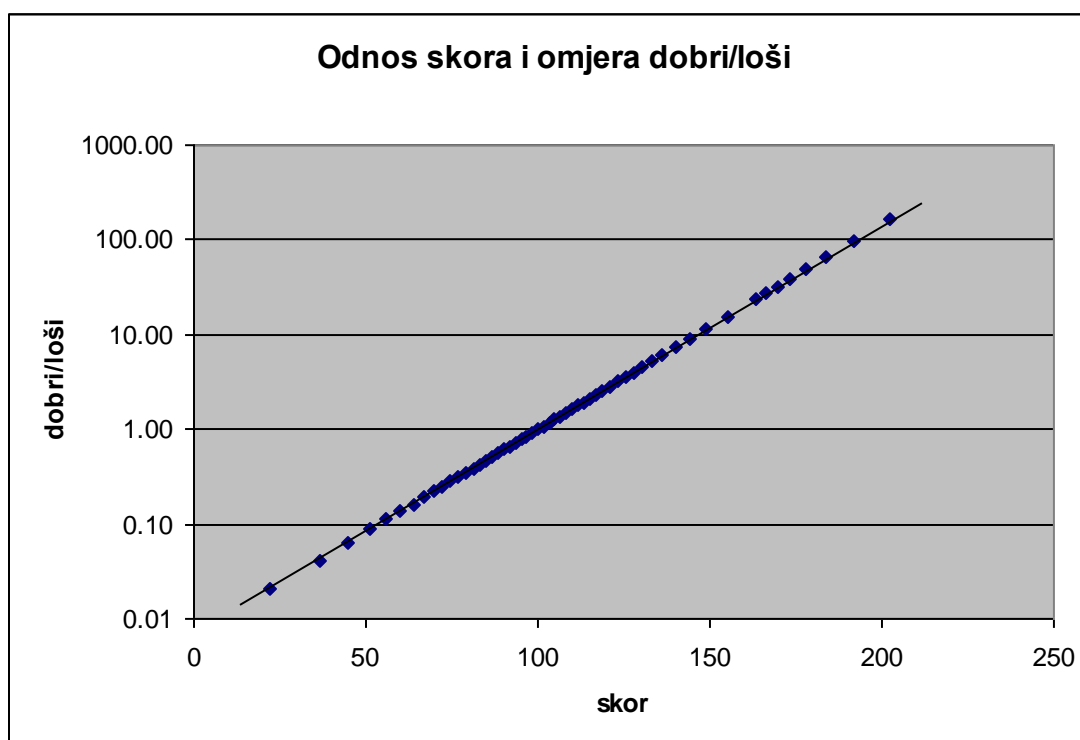
Nakon što je izgradnja kredit scoring modela završena, sve aplikacije koje su sudjelovale u izgradnji modela se skoriraju upotrebom dobivenog modela. Dobiveni rezultati se koriste za kreiranje tablica u kojima se predočava ukupan broj aplikacija prema skorovima te posebno dobri i loši komitenti. Takve tablice se nazivaju 'skor distribucije' i one postaju mjerilo uspješnosti modela. Tradicionalan način validacije skor-kartice je skoriranje uzorka koji nije upotrebljen za izgradnju kartice dobivenom skor-karticom – out-of-sample data. Ta se distribucija komparira s distribucijom uzorka koji je upotrebljen za

²¹ engleska riječ: information value

²² engleska riječ: weights of evidence

kreiranje kredit scoring modela. Ukoliko se pokaže potrebnim, pojedine faze izgradnje skor-kartice mogu biti ponovljene. Takva je validacija naročito značajna kada je upotrebljen mali uzorak za izgradnju modela. Budući da je uzorak koji je upotrebljen za izgradnju scoring modela barem 2 godine star kada se model počinje implementirati, potrebno je ocijeniti kako se sadašnje aplikacije podudaraju s uzorkom korištenim za izgradnju kartice. Stoga se novom karticom skoriraju novije aplikacije pa se njihova distribucija uspoređuje s distribucijom uzorka koji je upotrebljen za kreiranje kredit scoring modela. Prije no što se skor-kartica prihvati za upotrebu potrebno je ispitati njenu sposobnost da diskriminira između dobrih i loših. Jedan od načina da se to ispita jest crtanje grafikona na kojemu se na X osi nalazi skor, a na Y osi omjer broj dobrih/broj loših²³ kako je to prikazano na grafikonu 1. Što točke bolje prate pravac, to je skor-kartica bolja.

Grafikon 1: Dijagnostika skor-kartice praćenjem odnosa skora i omjera dobrih i loših računa



²³ engleska riječ: odds

Većina organizacija koje uvode skor-kartice žele kvantificirati njenu efikasnost. Jedan od načina je ispitivanje strategija koje se mogu primijeniti:²⁴

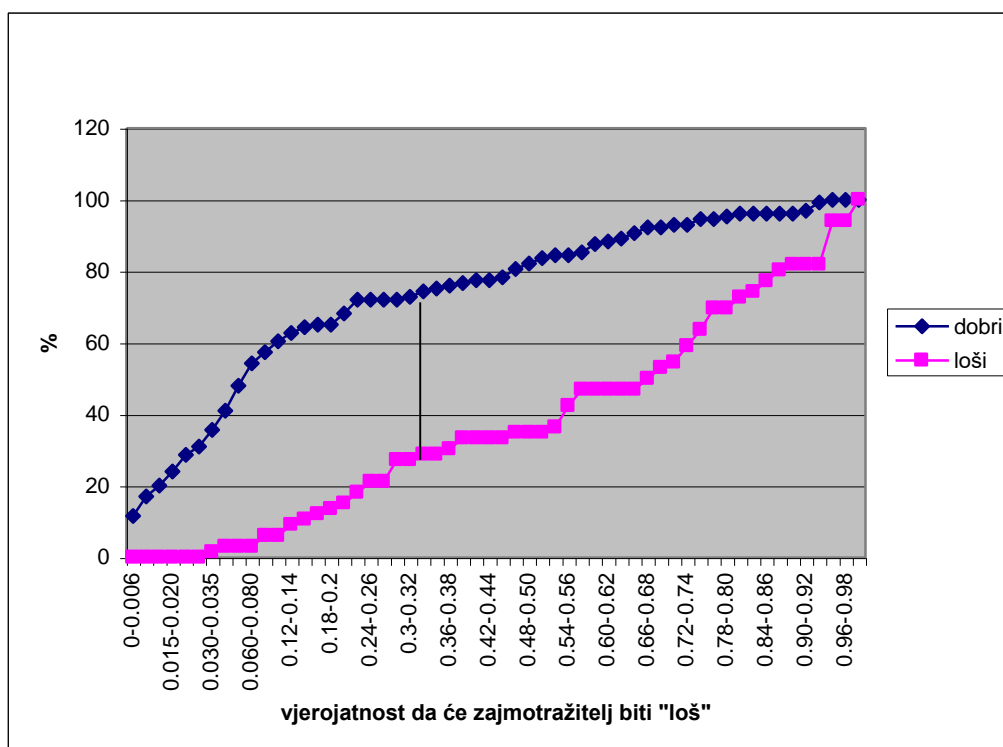
- Management ispituje što će se dogoditi ako stopa odobravanja kredita ostane jednaka nakon što je kredit scoring model u upotrebi. Ukoliko skor-kartica radi dobro, izbjeci će se prihvatanje određenog broja loših klijenata i na taj način će se smanjiti troškovi, a da nije došlo do promjene u stopi prihvatanja kredita.
- Management može ispitati što bi se dogodilo s brojem odobrenih kredita ako broj loših koji će se prihvatiti ostane jednak. Ukoliko skor-kartica radi dobro, povećat će se broj prihvaćenih kredita, a povećanje u volumenu je dobit budući da se broj loših komitenata nije promijenio već je sve povećanje u dobrim komitentima.

Pored toga, popularni pokazatelj koji mjeri sposobnost skor-kartice da razlikuje dobre i loše je Kolmogorov Smirnov (KS) pokazatelj koji označava maksimalnu razliku između kumulativnih relativnih frekvencija dobrih kredita i kumulativnih relativnih loših kredita.²⁵ Grafion 2. pokazuje distribucije relativnih kumulativnih frekvencija dobrih i loših klijenata. Kumulativna funkcija loših raste brže od kumulativne funkcije dobrih zato što je više loših pronađeno među niskim vrijednostima skora. Vertikalna udaljenost između dvije kumulante znači razliku na određenoj razini skora. Vertikalna linija na grafikonu označava KS pokazatelj: $82.17\% - 16.67\% = 65.5\%$, gdje je 82.17% kumulativna relativna frekvencija dobrih, a 16.67% kumulativna relativna frekvencija loših kredita. Što je ta razlika veća, to kartica bolje diskriminira između dobrih i loših. Dobiveni rezultat pokazuje da su karakteristike ove kartice odlične.

²⁴ Lewis, E.M., op.cit., p. 73

²⁵ Mays, E., op.cit., p.97

Grafikon 2: Grafovi kumulativnih relativnih frekvencija stvarno dobrih i stvarno loših zajmotražitelja



Ukoliko se želi mjeriti kvaliteta i utjecaj kredit scoring modela u nekoj financijskog instituciji kroz vrijeme, moguće je pratiti neke od slijedećih kriterija²⁶:

- Vrijeme potrebno za odobravanje kredita
- Preciznost u odobravanju kredita
- Vrijeme autorizacije
- Stupanj donošenja odluka koje su suprotne onima koje je donijela skor-kartica
- Prosječan iznos novca potrošen po računu
- Zarada po računu
- Iznos novca u 30 dana kašnjenja
- Iznos novca po računu koji se mora otpisati
- Vrijeme naplate dugova po računu

Svaki se od spomenutih kriterija vrednuje i ocjenjuje kako bi se dobio konačan indeks kvalitete kredit scoring modela.

²⁶ Leonard, K.J., The Development of Credit Scoring Quality Measures for Consumer Credit Application, International Journal of Quality & Reliability Management, Vol. 12, No. 4, 1995, p. 79-85

8. Postavljanje strategije i implementacija

Svaka financijska institucija koja želi koristiti kreditni scoring mora znati kako taj sistem radi da bi se uz pomoć njega moglo kvalitetno upravljati. Moć predviđanja koju model ima će se mijenjati kako se mijenjaju veze između varijabli, a to će utjecati na promjenu u kreditne strategije. Vrlo je važno neprestano promatrati cjelokupnu situaciju i reagirati na promjene. Kako bi se pratila izvedba bilo kojeg scoring modela, mora se u cilju naknadnog analiziranja zapamtiti aktualni skor u određenom vremenu zajedno s ulaznim varijablama. Postoje četiri ključna područja koja se moraju razmotriti kod implementacije kredit scoringa. Prvo, postavljanje granične vrijednosti, kreditnog limita i ostalih parametara modela. Drugo, provođenje testiranja kako bi se osiguralo da su skor-kartica i ostali parametri postavljeni korektno. Treće, treba osigurati da skorovi, kreditna ograničenja, razlozi donošenja odluka i parametri odluka budu arhivirani u cilju provođenja analiza. Četvrto, efikasna komunikacija između odjela gdje se procesiraju aplikacije za kredit i odjela marketinga.

3.1.1. Validacija kredit scoring modela

Validirati scoring model znači testirati ga primjenom različitih kvalitativnih i kvantitativnih testova. Prema pravilu, validaciju treba provesti out-of-sample i out-of-time. Out-of-sample znači testirati model na podacima koji nisu sudjelovali u izradi modela. Out-of-time podrazumijeva testiranje modela na podacima koji nisu iz razdoblja iz kojeg su podaci upotrebljeni za razvoj modela.

Termin 'validation' dolazi iz minimalnih zahtjeva za IRB sustav što je propisano u CRD – Capital Requirements Directive²⁷:

“The institution shall have a regular cycle of model validation that includes monitoring of model performance and stability; review of model relationship; and testing of model outputs against outcomes.”

²⁷ www.bis.org

Bez obzira na metodu i segment na koji se primjenjuje metoda, postoji 5 zahtjeva koji moraju biti zadovoljeni, a koji su usklađeni s IRB pristupom Basela 2²⁸:

1. Ciljana vrijednost je PD
 - rezultat modela mora biti prezentiran kao PD
2. Potpunost
 - prilikom modeliranja odnosno ocjenjivanja kreditne sposobnosti treba uzeti u obzir sve dostupne podatke i informacije
3. Objektivnost
 - isti rezultat modela mora se reproducirati od strane različitih subjekata
4. Prihvaćenost
 - model mora biti percipiran, od strane korisnika, kao onaj koji točno procjenjuje kreditnu sposobnost njihovih klijenata
5. Konzistentnost
 - rating/scoring model ne smije biti u kontradikciji s prihvaćenim teorijama i metodama

Pored zajedničkih zahtjeva koji trebaju biti zadovoljeni, svaka metoda koja se primjeni u izgradnji scoring modela ima svoje zahtjeve. Generalno, modeli dobiveni statističkim metodama su, u smislu rezultata koje daju, najbolji pa se uvijek, kada se to može, ide na primjenu tih metoda u razvijanju scoring/rating modela²⁹.

Validacija obuhvaća kvalitativan i kvantitativan pristup.

Kvalitativna validacija podrazumijeva:

- dizajn modela
 - treba pregledati kompletnu dokumentaciju vezanu uz model, metodu
- kvalitetu podataka
 - potrebni podaci, izvor podataka, reprezentativnost uzorka podataka, čišćenje, definicija uzorka
- upotrebu modela
 - kako je scoring/rating model integriran u cijeli risk management i reporting sistem banke

²⁸ više o Baselu 2 u poglavlju 6.

²⁹ Guidelines on Credit Risk Management – Rating Models and Validation; ONB and FMA; 2004.

Kvantitativna validacija podrazumijeva:

- preciznost klasifikacije modela
 - kolika je sposobnost modela da razlikuje dobre i loše
- postupak pregledavanja kalibracije modela
 - koliko se default rate na master skali razlikuje od realizirane default rate
- ispitivanje stabilnosti modela
- benchmarking
- stress testing

Preciznost klasifikacije modela:

- distribucija frekvencija dobrih i loših s obzirom na score/rating klasu (tablično, grafički)
- postotak uspješne klasifikacije (ukupno, dobri, loši)
- greška tipa I i greška tipa II
- confusion matrix
- ROC (receiver operating characteristic) krivulja
- KS statistika
- GINI koeficijent

3.2. Prednosti i nedostaci kredit scoring modela

Kredit scoring modeli omogućuju bankama da ponude kredite čiji su uvjeti pogodniji za zajmotražitelje koji imaju značajnu imovinu i dobru kreditnu povijest zato što banke mogu procijeniti rizik na kredite po nižim troškovima u usporedbi s primjenom tradicionalnog načina odobravanja kredita.

Kredit scoring modeli imaju sljedeće prednosti:³⁰

- objektivni su i konzistentni
- ako su dobro dizajnirani, mogu eliminirati diskriminatornu praksu
- relativno jeftini
- relativno jednostavni i lako se interpretiraju
- metodologija upotrebljena u izgradnji takvih modela je uobičajena i shvatljiva

³⁰ Caouette, J.B., Altman, E.I., Narayanan, P., Managing Credit Risk, John Wiley & Sons, New York, 1998, p.165-167

- institucija je u mogućnosti ostvariti bolju uslugu komitentima svojom sposobnošću bržeg odobravanja ili odbijanja zahtjeva

Postoje razlozi «za» i «protiv» skoringa. Generalno, s jedne strane skoring je efikasniji i čini kreditni proces bržim, a i ne postoji pristranost koja se može pojaviti kod kreditnih referenata, no, s druge strane, mogu se pojaviti nekakve jedinstvene karakteristike koje skoring neće uzeti u obzir, a što bi kreditni referent svakako primijetio.³¹ Management jedne banke³² koja je uvela skoring za mala poduzeća ocjenjuje kako su sa skoringom u mogućnosti dosegnuti puno više malih poduzeća, a problem ne-osobne prirode skoringa rješavaju tako što kreditni referent, ako je potrebno, dodaje informacije koje je zajmotražitelj ponudio. Ako se promatraju prednosti koje kredit skoring ima u dodjeli poslovnih kredita, generalno bi se moglo navesti sljedeće:³³

- Upotrebom kreditnog skoringa kreditni proces je efikasniji. Kreditni referenti ne moraju pregledavati kreditne izvještaje, financijske omjere, podatke iz kreditne aplikacije i ostalo nego svoje vrijeme mogu iskoristiti na efikasniji način.
- Upotrebom kreditnog skoringa smanjuju se troškovi osoblja što utječe na smanjivanje cijene kredita.
- Kako kredit skoring predviđa vjerojatnost hoće li komitent kasniti ili ne većom preciznošću, moguće je napraviti cijenu kredita prilagoditi riziku. To utječe na povećanje profitabilnosti i smanjuje cijenu kredita što je poželjno za zajmotražitelje.
- Efikasan skoring sistem omogućuje davateljima kredita da predvide količinu kredita koju će ponuditi ovisno o promjeni situacija na tržištu. Naime, povećavanjem i snižavanjem granične vrijednosti zajmodavatelji mogu kontrolirati tržišnu aktivnost ili volumen kredita.

Loše strane odnosno nedostaci kredit skoring modela su sljedeći:³⁴

- Oni mogu samo automatizirati postojeću kreditnu praksu banke, a malo rade na eliminiranju pristranosti procesa nastalih u prošlosti.
- Ako varijable ne zadovoljavaju tražene pretpostavke, tada je statistička validnost modela u pitanju.

³¹ Weaver, P., Credit Scoring for Business, Nation's Business, June 1998, p.36

³² Key Bank, Cleveland

³³ Somerville, M.T., op.cit.

³⁴ Caouette, J.B., Altman, E.I., Narayanan, P., Managing Credit Risk, op.cit, p.165-167

- Modeli mogu degradirati kroz vrijeme ako se populacija na koju se model primjenjuje promjeni u odnosu na originalnu populaciju prema kojoj je model dizajniran. U tom slučaju model neće biti prediktivan. Ako se, primjerice, banka odluči davati kreditne kartice studentima, ali koristi kredit scoring model koji je dizajniran na temelju uzorka koji nije sadržavao studentsku populaciju, šanse da model neće dobro razlikovati dobre i loše su velike.

3.3. Generički i korisniku prilagođeni kredit scoring modeli

Generički scoring modeli su bazirani na podacima kreditnih biroa o kreditnoj povijesti individualaca koji imaju bankovni račun. Na temelju takve baze podataka, primjenom statističkih metoda i, u novije vrijeme, metoda umjetne inteligencije, kreiraju se kredit scoring modeli koji obuhvaćaju one karakteristike komitenata koje najbolje predviđaju buduće ponašanje u otplati kredita.

Prije no što su se razvili kreditni birovi također su postojali generički scoring modeli³⁵ koji su kreirani na temelju podataka prikupljenih od nekoliko kreditora. No, pojavom kreditnih biroa na raspolaganju su bile ogromne baze podataka koje su, uz statističku metodologiju, omogućile razvijanje generičkih scoring modela. Prvi generički scoring model bio je «Prescore» koji je dizajnirao Fair Isaac and Co. u razdoblju od 1984. do 1985. godine.

U razvijanju generičkih scoring modela ili kako se još nazivaju, scoring modela kredit biroa, analitičari identificiraju one karakteristike zajmotražitelja koje najbolje predviđaju hoće li će on otplatiti svoj kredit u cjelini i na vrijeme. Za svaku karakteristiku analitičari određuju numeričku vrijednost tako da kreditni sistem korektno mjeri relativnu važnost dane karakteristike u preciznom predviđanju otplate. Fair, Isaac and Co. je u suradnji s 3 tri glavna kreditna biroa, vodeći u davanju kreditnih skorova. Njihovi skorovi kreditnih biroa se kreću od 300 do 900 bodova. Što je veći skor veća je vjerojatnost da će se kredit otplaćivati prema očekivanju zajmodavca.

Kreditni izvještaj koji isporučuju kreditni birovi se sastoji od 4 dijela³⁶:

³⁵ engleska riječ: Non-credit bureau generic scoring modeli

³⁶ Mays, E., op.cit., p. 58-61

1. Demografija komitenta/potrošača

Obuhvaća slijedeće podatke:

- *Ime i prezime*
- *Trenutna adresa i datum od kada je prijavljen na toj adresi*
- *Prethodne dvije adrese na kojima je živio i datumi*
- *Broj socijalnog osiguranja*
- *Datum rođenja*
- *Telefonski broj*
- *Naziv poduzeća u kojem je trenutno zaposlen*
- *Prethodno poduzeće u kojemu je bio zaposlen (adresa, mjesto na kojemu je radio, plaća, datum zaposlenja, je li dao otkaz ili je otpušten)*
- *Posebne poruke* sadrže informacije koje upozoravaju kreditora treba li na nešto obratiti pažnju. To može biti primjerice, nekonzistentnost u podacima između imena i broja socijalnog osiguranja. Osim toga, na ovo mjesto se upisuju i sumnje kreditora vezane uz na neku prijevaru.
- *Kreditni skorovi* su također evidentirani. Ako je kreditor zatražio da se za tog komitenta izračuna nekoliko skorova, onda to također piše u svakom kreditnom izvještaju.

Nakon toga slijedi kratak kreditni izvještaj koji sadrži:

- Tip kredita (kredit na rate, revolving kredit)
- Najveći kredit
- Kreditni limit
- Stanje na računu
- Količina novca koju je trebao platiti, ali nije
- Mjesečna plaćanja

2. Podaci iz javnih dosjeka i informacije o naplati dugova

Ovaj dio kreditnog izvještaja sadrži informacije o tome postoji li nešto iz suda što tereti komitenta. Pored toga, tu se upisuju informacije o onima koji su tražili informacije o poreznoj kartici komitenta u zadnjih 7 godina te informacije o tome je li komitent bio u bankrotu. Informacije o otpisu dugova komitentu također se nalaze u kreditnom izvještaju.

3. Povijest plaćanja prethodnih računa

Ovaj dio kreditnog izvještaja sadrži podatke koji su najznačajniji za procjenu kreditnog rizika: kreditne račune, njihovu upotrebu i plaćanje. Tu se nalaze:

- hipoteke
- bankovne kartice
- kreditne kartice za kupovinu na malo
- rate kredita za automobile
- osobni krediti (osigurani ili neosigurani)

4. Informacije o tome koji su potencijalni kreditori i drugi tražili kopiju izvještaja komitenta

S obzirom na namjeru kreditora, to može biti inicirano akcijom potrošača ili pak kreditora ukoliko on želi ponuditi neku svoju uslugu komitentu s kojim prethodno nije imao poslovni odnos.

Prednosti generičkih scoring sistema su slijedeće.³⁷

- 1.) Dostupni su svim kreditorima čak i onim manjim ili onima koji imaju mali volumen posla.
- 2.) Nisu limitirani kreditorovim prošlim iskustvom s populacijskim grupama, kreditnim proizvodima i geografskim područjem.
- 3.) Odmah su na raspolaganju. Nije potrebno vrijeme i troškovi za razvoj.
- 4.) Manje se oslanjaju na znanje i iskustvo korisnika u upotrebi scoringa.
- 5.) Jednostavno se implementiraju.
- 6.) Jeftiniji su za manji broj odluka koje treba donijeti.
- 7.) Detaljniji su tretiranju informacija kreditnih biroa.
- 8.) Vrlo su ekonomični u upotrebi informacija kreditnih biroa.
- 9.) Bolje predviđaju određene ishode npr. bankrot.
- 10.) Podržani su mrežom savjeta.
- 11.) Sigurni su jer su zaštićeni od strane kreditnih biroa.

³⁷ Ibidem, p. 50

Nedostaci generičkih kredit skoring sistema:³⁸

- 1.) Potencijalno su manje precizni zato što se ne temelje na kreditorovom vlastitom iskustvu, proizvodima i komitentima.
- 2.) Na raspolaganju su i konkurentima.
- 3.) Skuplji su za velike korisnike koji plaćaju na transakcijskoj bazi.
- 4.) Detalji skoring sistema su često povjerljivi (nisu dostupni korisnicima).
- 5.) Teže ih je koristiti u sistemima predviđanja i sistemima nagledanja.
- 6.) Kruti su u definiranju suprotnih postupaka i procedura odabira.

Za razliku od generičkih skoring modela, kredit skoring modeli prilagođeni korisniku temelje se na podacima kreditnog biroa i na podacima iz aplikacijskih upitnika komitenata banke. Oni se dizajniraju posebno za svakog kreditora. Statistička i ostala metodologija se primjenjuje na podatke kojima raspolaže kreditor te se izdvajaju one karakteristike koje su značajne za otplatu kredita. Kreditori vrlo često koriste oba modela pa konačan skor dobiju zbrajanjem skora dobivenog generičkim modelom i skora dobivenog kredit skoring modelom prilagođenom korisniku.

Kada se radi o odabiranju varijabli koje će biti uključene u kredit skoring model prilagođen korisniku, vrlo često u definiranju varijabli sudjeluju sami kreditori koji su upućeni u kvalitetu i strukturu podataka i varijabli koje su na raspolaganju. Kod generičkih skoring modela, na raspolaganju su samo varijable kreditnog biroa i budući korisnik ne sudjeluje u odabiru varijabli niti ih može mijenjati.

Prilikom razvijanja korisniku prilagođenih kredit skoring modela, kreditor odabire cilj koji model treba postići kao i ciljnu populaciju. Kod takvih modela cilj može biti sasvim općenit, primjerice, smanjivanje kreditnih gubitaka ili pak vrlo specifičan, primjerice, smanjivanje bankrota novih računa unutar 6 mjeseci od odobravanja kredita. Generički skoring modeli teže ostvarivanju općenitih ciljeva i ne modificiraju se prema zahtjevima pojedinih kreditora.³⁹ Vrijeme potrebno za razvoj korisniku prilagođenih kredit skoring modela iznosi od 3 do 12 mjeseci, a k tome treba još dodati i vrijeme potrebno za implementaciju koje se kreće u rasponu od nekoliko mjeseci do godina dok je implementacija generičkih kredit skoring sistema znatno kraća.⁴⁰

Kod donošenja odluka o tome treba li upotrijebiti generički ili korisniku prilagođen kredit skoring model treba znati da bi, konceptualno govoreći, korisniku prilagođeni

³⁸ Ibidem

³⁹ Ibidem, p. 43

⁴⁰ Ibidem, p. 45

kredit scoring modeli trebali biti precizniji pošto su skrojeni po mjeri određene financijske institucije, njenog prethodnog iskustva. Za neke je kreditne odluke pogodan korisniku prilagođen kredit scoring model, a za neke generički dok postoje mnoge odluke koje se donose upotrebljavajući oba sistema. Kod generičkog nema kreditne aplikacije, jedine informacije koje su potrebne su one koje ima kreditni biro. Cjelokupni sistem ocjenjivanja kreditne sposobnosti može sadržavati nekoliko generičkih scoring modela, korisniku prilagođen kredit scoring model pa i subjektivnu analizu kreditnih analitičara.

3.4. Implikacija scoringa na banke

Klasičan način ispitivanja kreditne sposobnosti za male poduzetnike počinje ispunjavanjem zahtjeva za kreditom i davanjem financijskih informacija. Nakon toga financijska institucija može kontaktirati kreditni biro, ako takav postoji, kako bi dobila bilo kakvu informaciju o poslu, ali i o osobnoj kreditnoj povijesti poduzetnika. Kreditni referent analizira primljenu dokumentaciju, intervjuira vlasnika, traži dodatne informacije, a možda i obiđe mjesto posla prije no što donese odluku – sve to može dugo trajati i može dosta koštati. Uvođenjem kreditnog scoringa, veliki dio tog cijelog procesa odobravanja kredita je usmjeren. Dobivanjem profila posla i vlasnika, financijska institucija koja odobrava kredit stječe uvid u posao te donosi odluku o odobravanju kredita u nekoliko dana – troškovi i vrijeme se bitno smanjuju. Korisnici kredit scoring modela su pronašli da takav sistem snižava vrijeme koje je potrebno za donošenje odluke o tome odobriti li kredit ili ne od prijašnjih 12 sati na 15 minuta.⁴¹ Dodatno, kreditori više ne trebaju čekati da mali poduzetnici dođu tražiti kredit. Sada oni mogu marketirati agresivnije tako da šalju ponude za kredite onim poduzećima koji ispunjavaju postavljene kriterije.⁴²

Financijske institucije koriste kredit scoring model kako bi ponudile kredite i kreditne kartice svojim komitentima. Oni koji daju kredite neprestano testiraju, usavršavaju formule kako bi što bolje predvidjeli korištenje kredita što se bazira na kreditnim profilima koji se razvijaju na temelju detaljnih informacija o broju kreditnih kartica i kredita, učestalosti kašnjenja u plaćanju kredita, te bankrotima. Sve se te informacije nalaze u kreditnim biroima. Slična baza podataka sa svim tim informacijama postoji i

⁴¹ Friedland, M., Credit Scoring Digs deeper into data, op.cit.

⁴² Tierney, M.F., Truglio, op.cit.

za male poduzetnike. No, prije no što je takva baza postojala, kreditni profil se mogao odrediti jedino za svaki slučaj zasebno. Zajmodavatelj je mogao dobiti informaciju direktno od zajmotražitelja. No, danas se, u državama gdje postoji kreditni biro, mnoge informacije mogu dobiti upravo od njih. To omogućuje financijskim institucijama da promoviraju svoje kreditne proizvode onim poduzetnicima koji upravo odgovaraju postavljenim kriterijima.

Upotreba kredit skoringa općenito ima široke implikacije na sve sudionike u procesu kreditiranja. Kada se radi o kreditiranju malih poduzetnika, neke od njih su:⁴³

1. Kreditni skoring treba smanjiti vrijeme i posao s papirnatom dokumentacijom pri podnošenju zahtjeva za kreditom i pri praćenju poslovanja i ponašanja u plaćanju malih poduzetnika.
2. Kreditni skoring treba smanjiti troškove pozajmljivanja malim poduzećima visoke kreditne kvalitete, ali i povećati troškove za zajmotražioce niske kreditne kvalitete.
3. Kreditni skoring treba smanjiti pritisak na profite koje banke trenutno zarađuju na kreditima malim poduzećima.
4. Kreditni skoring može promijeniti način komunikacije između zajmotražitelja i kreditora koja je inače karakterizirana intenzivnim osobnim kontaktom.

Prednosti kreditnog skoringa za zajmodavatelje:⁴⁴

1. Smanjuje proces ocjenjivanja zajmova za one potencijalne zajmoprimce čiji skor pokazuje da nije potrebno detaljno pregledavanje zahtjeva od strane kreditnih analitičara zato što skor pokazuje kako ga zasigurno treba prihvatiti ili odbaciti.
2. Povećava se brzina odlučivanja, a time i broj kredita koje zajmodavatelji mogu pregledati.
3. Pregled aplikacija za kreditima bez neposrednog kontakta s komitentom. Upotrebljujući skorove kreditnog biroa, zajmodavatelji mogu direktno marketirati svoje kredite potencijalnim zajmoprimateljima koji imaju skor iznad određene granične vrijednosti. Ta manipulacija informacijama omogućuje zajmodavateljima da ponude odnosno prilagode svoje

⁴³ Feldman, R., Credit Scoring and Small Business Loans, Region, Spring 1997.

⁴⁴ Ibidem

proizvode ciljanoj populaciji. Zajmodavatelji također mogu upotrijebiti skorove za nadleganje kvalitete svojih komitenata kojima je kredit odobren.

4. Preciznije predviđanje gubitka.
5. Kreditni scoring treba omogućiti zajmodavateljima da prilagode kamatne stope tako da mogu kompenzirati razlike. Naravno, mogu odlučiti i uopće ne dati kredit ako su nesigurni u očekivani gubitak.

Pored toga, kreditni scoring treba povećati konkurenciju za financiranje malih poduzeća i to na nekoliko načina:⁴⁵

- 1.) Velike banke već primjenjuju tehnike direktne distribucije da bi posuđivale malim poduzećima koja su već prije posuđivala od lokalnih institucija.
- 2.) Banke koje koriste kreditni scoring mogu odrediti manju kamatnu stopu onim poduzećima koja imaju visoku kreditnu kvalitetu nego što to mogu banke koje koriste klasičan način kreditne analize.
- 3.) Sekuritizacija zajmova malih poduzetnika trebala bi znatno povećati broj potencijalnih investitora u te kredite.

Svi navedeni faktori zajedno bi trebali konkurentno djelovati na cijene kojom banke opterećuju mala poduzeća. Konačno, taj pritisak može smanjiti profite koje banke ostvaruju na kredite malim poduzetnicima, no, neke banke mogu otkriti profitabilne mogućnosti zbog kreditnog scoringa. Primjerice, banka može usmjeriti svoja nastojanja na kreditiranje onih malih poduzeća koja žele osobni kontakt. Druge banke mogu pokušati povećati davanje kredita preko kreditnog scoringa kako bi nadoknadile slabiju zaradu po kreditu.

Kredit scoring omogućuje da se cijeli portfelj periodično ponovno skorira kako bi se odredilo da li model i dalje dobro radi. Omogućeno je i nadgledanje zdravlja portfelja što omogućuje financijskoj instituciji da promotri kako poduzetnik udovoljava svojim obvezama, primjerice, ako on više nije u mogućnosti plaćati neke račune, možda uskoro više neće moći vraćati kredit.⁴⁶

Teoretski, kredit scoring bi trebao rezultirati većom konkurencijom među kreditorima malih poduzeća. K tome, nova bi tehnologija trebala povistiti sposobnost zajmotražitelja da ocjenjuje i kreditne rizike malih poduzeća i smanji svoje potrebe

⁴⁵ Feldman, R., Small Business Loans, Small Banks and a Big Change in Technology Called Credit Scoring, op.cit.

⁴⁶ Tierney, M.F., Truglio, P.M., Case Study: How Fleet Bank Uses Credit Scoring for Small Businesses, Commercial Lending Review, Vol. 12, Issue 4, 1997, p. 47-49.

racionalizacije kredita.⁴⁷ Banke i ostale financijske institucije su u mogućnosti natjecati se za male poduzetnike na većem geografskom području. Što financijske institucije više koriste scoring to imaju i više koristi od njega. Svako novo analiziranje kreditnog portfelja daje mogućnost da se nauči više o faktorima i kombinacijama faktora koji mogu predvidjeti je li posao nekog poduzetnika kandidat za kredit i koliko je vjerojatno za neki posao da će trebati kredit. Što se više koristi, to je sve točnije predviđanje kreditnog ponašanja, predviđanje dobitaka i gubitaka.

3.5. Reference

1. Ash, D., Vlatsa, D., Scorecard Modeling with Continuous Independent Variables, Credit Scoring and Credit Control VII Conference, Credit Research Centre – University of Edinburgh, 5-7 September, 2001
2. Caouette, J.B., Altman, E.I., Narayanan, P., Managing Credit Risk, John Wiley & Sons, New York, 1998
3. Feldman, R., Credit Scoring and Small Business Loans, Region, Spring 1997.
4. Frame, W.S., Srinivasan, A., Woosley, L., The Effect of Credit Scoring on Small Business Lending, Journal of Money, Credit and Banking, vol.33., No.3, August, 2001, p. 813-825.
5. Friedland, M., Credit Scoring Digs deeper into Data, Credit World, May/Jun96, Vol.84, Issue 5, p. 19-24.
6. Hancock, S., Developing a More Accurate and Efficient Scorecard, Credit Control, Vol. 20, No. 8, 1999, p. 10-15
7. Hand, D.J., Henley, W.E., Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: a Review, Journal Royal Statistical Society A, 160, 1997, p. 523-541
8. Hand, D.J., Jacka, S.D editors, Statistics in Finance, Arnold Application in Statistics, John Wiley & Sons Inc., New York, 1998.
9. Leonard, K.J., The Development of Credit Scoring Quality Measures for Consumer Credit Application, International Journal of Quality & Reliability Management, Vol. 12, No. 4, 1995, p. 79-85

⁴⁷ Frame, W.S., Srinivasan, A., Woosley, L., The Effect of Credit Scoring on Small Business Lending, Journal of Money, Credit and Banking, vol.33., No.3, August, 2001, p.813-825

10. Lewis, E.M., An Introduction to Credit Scoring, Fair Isaac and Co., Inc, San Rafael, 1992
11. Mays, E., editor, Handbook of Credit Scoring, Glenlake Publishing Company, Ltd., Chicago, 2001.
12. McNab, H., Wynn, A., Principles nad Preactice of Consumer Credit Risk Management, CIB Publishing, Canterbury
13. Rowland, J., Credit Scoring – Big Opportunities for Small and Start-up Businesses, Credit World, Sep/Oct95, Vol.84, Issue 1, p.21-25.
14. Tierney, M.F., Truglio, P.M., Case Study: How Fleet Bank Uses Credit Scoring for Small Businesses, Commercial Lending Review, Vol. 12, Issue 4, 1997, p. 47-49.
15. Guidelines on Credit Risk Management – Rating Models and Validation; ONB and FMA; 2004.