

PREDVIĐANJE POSLOVNIH TEŠKOĆA BANAKA U REPUBLICI HRVATSKOJ NA OSNOVI JAVNO DOSTUPNIH FINANCIJSKIH POKAZATELJE

Članak prikazuje rezultate istraživanja predviđanja poslovnih teškoća banka u Republici Hrvatskoj. Na osnovi uzorka 38 banaka i osam omjera izračunanih iz javno dostupnih financijskih izvješća napravljena je početna klasifikacija banaka na grupu s poslovnim teškoćama i grupu bez poslovnih teškoća, primjenom metode višedimenzionalnih skala. Nakon toga, određena je orijentacija svake od dobijene četiri dimenzije primjenom višestrukih regresija. Na osnovi tako klasificiranih banaka obavljena je diskriminacijska analiza i izračunani su parametri logit modela i napravljene posteriori klasifikacije uzorka banaka.

Uvodno razmatranje

Korištenje financijskih pokazatelja za predviđanje poslovnih teškoća tvrtki bilo je predmetom velikoga broja istraživanja od sredine šezdesetih godina dvadesetoga stoljeća. Prva su se takva istraživanja (Altman¹ i Altman, Haldeman i Narayanan²) koristila višestrukom linearnom diskriminacijsku analizu za definiranje izraza za predviđanje stečaja, a nakon toga se u istraživanja stečajeva i poslovnih teškoća

* B. Novak, dr. sc., redoviti profesor na Ekonomskom fakultetu Sveučilišta u Osijeku. Članak primljen u uredništvo: 4. 6. 2003.

¹ Altman, E.: "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance* 4, 589-609, 1968.

² Altman, E., R. Haldeman and P.Narayanan: "Zeta Analysis – a New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", *Journal of Banking and Finance* 1, 29-54, 1977.

tvrtki uvodi logistička regresija - logit model (Ohlson³, Aziz, Emanuel i Lawson⁴). Brojni poslije nastali radovi drugih autora koristili su se sličnim pristupom.

Povjerenje u rezultate tih prvih istraživanja rezultiralo je prihvaćanjem korisnosti varijabli koje se zasnivaju na računovodstvenim podacima pri razlikovanju tvrtki koje su u teškoćama u odnosu na one koje nisu u teškoćama, s tim da se teškoća najčešće definira kao stečaj. Ti su modeli pokazali sposobnost predviđanja neuspjeha tvrtki nekoliko godina prije nego što je do stečaja i došlo. No, poslije provedena istraživanja⁵ pokazala su da u tim modelima postoji tendencija da se neuspjeh precjenjuje, odnosno da se predvidi veći broj tvrtki koje će propasti, premda one u stvarnosti i ne propadnu. Još je važnije to što te metode zanemaruju mogućnost da tvrtka koja pokaže potencijal za stečaj u nekom trenutku preokrene svoje negativne trendove prije nego što se stečaj stvarno i dogodi. Drugim riječima, prijašnja su istraživanja zanemarivala fenomen "zaokreta" tvrtke.

Kada se interpretiraju rezultati klasifikacije, mora se uzeti u obzir priroda procesa koji tvrtka slijedi prije stečaja. Klasificiranjem tvrtke u nekom trenutku prije čina stečaja, klasificiraju se tvrtke u teškoćama, a ne tvrtke koje su već otišle u stečaj. Ako je proces "slabljenja" dinamičan proces, onda tvrtka može ući u stanje "slabljenja", ali da ipak izbjegne ulazak u konačan stečaj. Zbog mogućnosti da se izbjegne takav događaj, identifikacije pogrešnih klasifikacija postaje veoma složena. Budući da se pri korištenju višestruke diskriminacijske analize i logit modela mora unaprijed neku jedinicu uzorka klasificirati kao uspješnu ili neuspješnu, a u većini se slučajeva kao neuspješne uzimaju tvrtke koje su u stečaju, pa je prema tome ta činjenica poznata, ovo u predviđanju mogućih stečaja rezultira određenom pristranošću, odnosno neke se tvrtke klasificiraju kao neuspješne (svrstavaju se u grupu tvrtki u stečaju) premda se to poslije ne mora ni dogoditi.

Stečaju obično prethode godine financijskog slabljenja. Fitzpatrick⁶ opisao je prijelaz (proces) koji se događa kako tvrtka napreduje prema stečaju, i identificirao je pet stadija koji vode do stečaja:

1. inkubacija
2. financijske neugodnosti
3. financijska insolventnost

³ Ohlson, J.: "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research* 18, 109-131, 1980.

⁴ Aziz, A., D. Emanuel and G. Lawson: "Bankruptcy Prediction – an Investigation of Cash Flow Based Model", *Journal of Management Studies* 25, 419-437, 1988.

⁵ Postom, Kay M. and Harmon, W. Ken: "A Test of Financial Ratios as Predictors of Turnaround Versus Failure Among Financially Distressed Firms", *Journal of Applied Business Research*, Winter 94, Vol. 10 Issue 1, p41, 16p.

⁶ Fitzpatrick, Paul J., "Transitional Stages of a Business Failure", *The Accounting Review*, Vol. 9, No. 4, pp. 337-340, 1934.

4. potpuna insolventnost
5. potvrđena insolventnost.

Ako se prije provođenja diskriminacijske analize ili primjene logit modela u uzorku neuspješnih tvrtki uključe samo one koje su u petoj fazi, pristranost je razumljiva, ali također može biti zanimljivo uključiti u analizu tvrtke koje imaju neki stupanj financijskih teškoća. Ti su nedostaci prijašnjih istraživanja prepoznati, ali nisu uzeti u obzir pri empirijskim istraživanjima.

Zmijewski⁷ je ukazao na činjenicu da i dizajn uzorka na kojem se zasniva model može rezultirati pristranom procjenom koeficijenata, pa zato dolazi do netočnih predviđanja. Naime, uzorci kojima su se koristili u brojnim istraživanjima sadržali su jednak broj tvrtki u stečaju i tvrtki bez poslovnih teškoća. Altman se primjerice, u svojem istraživanju godine 1968. koristio uzorkom od 33 tvrtke u stečaju i 33 uspješne tvrtke. Budući da su stečajevi rjeđi događaji, Zmijewski je pokazao da će, ako se ne sačini model na osnovi cijele populacije, dobijena predviđanja precjenjivati proporciju tvrtki u stečaju. Moguće rješenje ovog problema jest da se koristi uzorkom koji je što bliži cijeloj populaciji.

Linearna diskriminacijska analiza i logit model uzrokuju još jedan problem koji je vezan uz zahtjeve o svojstvima ulaznih podataka potrebnih za analizu, a koji često nisu zadovoljeni. Linearna diskriminacijska analiza polazi od pretpostavke da u nekom skupu podataka postoje dvije različite populacije - jedna je populacija tvrtki koje će propasti, a druga će populacija nastaviti poslovanje. Da bi ta analiza mogla biti provedena, obadvije populacije moraju imati višestruku normalnu distribuciju s istim matricama varijanci - kovarijanci, premda su njihove srednje vrijednosti različite. Logit analiza dijeli istu matematičku osnovu s diskriminacijskom analizom, ali ima nešto niže zahtjeve na podatke, jer ne zahtijeva višestruku normalnu distribuciju. Obadvije metode zahtijevaju prije primjene izbor varijabli koje ulaze u model što je složen i važan, ali osjetljiv postupak. Dalje, oba su modela osjetljiva na promatranja koja imaju veliko odstupanje.

Metodologija istraživanja

U ovome je radu istraživana korisnost financijskih pokazatelja za procjenu poslovnih teškoća banaka u Republici Hrvatskoj. U bankarskom su sustavu Hrvatske najveći problemi nakon osamostaljenja nastupili godine 1998., premda su i problemi, poslovne teškoće, četiriju starih i velikih banaka koje su morale biti podvrgnute sanaciji prije te godine bili po svojem utjecaju na cjelokupan bankar-

⁷ Zmijewski, M.E., "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models". *Journal of Accounting Research* 22 (Supplement): 59-82, 1984.

ski sustav i potrebnim sredstvima za sanaciju također značajni. Poslovne teškoće banaka godine 1998. dogodile su se u trenutku kada su četiri banke već bile u procesu sanacije, ali se i njihovo poslovanje, nakon odluka o sanaciji, može smatrati poslovanjem u uvjetima poslovnih teškoća, jer je sanacija neke banke proces koji se ne razrješava samim odlukama i njihovom kratkoročnom realizacijom. U procesu sanacije prijeko je potrebno provesti kvalitetne i promjene u upravljanju i bitno smanjiti troškove poslovanja, za što je potrebno određeno vrijeme. Ovaj rad zato nije u empirijskom dijelu pošao od podjele uzorka na dva dijela koji obuhvaćaju banke bez teškoća i banke u stečaju, nego se na osnovi financijskih pokazatelja (omjera) za cjelokupan uzorak nastojalo identificirati i razdvojiti dvije grupe banaka, bez obzira na njihovu sudbina u smislu poduzimanja pravnih radnji za zaštitu vjerovnika. To je prijeko potrebno i zato što su u nekim slučajevima nakon godine 1998. određene banke otišle u stečaj, a druge su sanirane⁸. Nesumnjivo je da su u pojedinim slučajevima politički pritisci utjecali na sanaciju određenih banaka. No one su se našle u poslovnim teškoćama i potrebno je istražiti koliko ih javno dostupni financijski podaci mogu identificirati kao takve. Činjenica da je istraživanje obavljeno na skupu tvrtki iste djelatnosti umanjuje neke statističke probleme procjene parametara.

Takav pristup zahtijeva i odgovarajuću metodologiju, a u prvoj fazi istraživanja primijenjena je metoda višedimenzionalnih skala⁹ (MDS). Tom su se metodom koristili i Mar-Molinero i Serrano-Cinca¹⁰ u svom istraživanju poslovnih teškoća u bankarskom sustavu Španjolske, ali su kao banke u teškoćama u svom uzorku eksplicitno identificirali one koje su završile u stečaju.

MDS u analizi neuspjeha tvrtki zaobilazi neke nedostatke diskriminacijske analize i logit modela koje su prethodno navedene, a obuhvaća niz tehnika zasnovanih na grafičkom prikazivanju. Konačan rezultat MDS analize statistička je karta. Zemljopisne karte, primjerice, omogućuju da se izračuna udaljenost između bilo koje dvije točke, i da se napravi tablica udaljenosti između parova točaka. Ako je udaljenost između dviju točki mala, one se na karti nalaze blizu jedna drugoj, a ako je udaljenost velika one su na karti razdvojene. Na taj način vizualni pregled karte

⁸ Kao opći princip, pojedinačna banka mora u stečaj ako to ne destabilizira cijeli financijski sustav. Unatoč specifičnoj prirodi banaka ne mora postojati nikakav automatizam koji bi im jamčio javnu podršku u slučaju teškoća. Efikasnost je osnovni razlog zbog kojega nije potrebno davati zaštitu dioničarima ili menadžmentu banaka. Država mora intervenirati koristeći se novcem poreznih obveznika samo kao rezidualni zajmodavac, kada postoji pravi javni interes za spašavanje banke, da bi se sačuvali njezin kapital i nematerijalna imovina, i kada usporedba troškova i koristi od spašavanja pokazuje da je to bolja alternativa

⁹ engl. multidimensional scaling

¹⁰ Mar-Molinero, C. and Serrano-Cinca C.: "Bank Failure: a Multidimensional Scaling Approach", *The European Journal of Finance* 7, 165-183, 2001

omogućuje da se odrede udaljenosti, odnosno sličnosti. MDS ide u suprotnome pravcu. Ona stvara kartu iz tablice udaljenosti. Kada je udaljenost bilo kojih dviju točki mala, MDS ih smješta blizu na karti, kada je udaljenost između nekog para točki velika, one se na karti jako razdvajaju. Na taj način vizualni pregled karte može dati uvid u informacije koje su sadržane u matrici udaljenosti. MDS također stvara skale kao dio procesa lociranja točki u prostoru. Moguće je orijentirati MDS kartu tako da se odredi pravac u kojem je određena karakteristika (svojstvo) podataka povezana s njezinim položajem u prostoru. Prednost je MDS u tome što karte mogu biti konstruirane iz informacija o bliskosti ili udaljenosti između bilo kojih dviju točki. Ova je tehnika robusna za brojne različite vrste podataka. Posebno zanimljiva karakteristika MDS karti jest robusnost na jako udaljena promatranja. Ako je udaljenost između neke točke i ostalih točki veoma velika, ta će točka samo biti smještena daleko od ostalih. Približne veze između ostalih točki neće time biti uvjetovane.

MDS nije egzaktan postupak, već je to način "preuređenja" nekih objekata na efikasan način, da bi se odredila konfiguracija koja najbolje aproksimira promatrane udaljenosti. Ta metoda, zapravo, pomiče neke objekte u prostoru koji je definiran zadanim brojem dimenzija, te provjerava koliko je dobro udaljenost između objekata reproducirana novom konfiguracijom. Pritom se koristi algoritmom minimizacije funkcije koji vrednuje različite konfiguracije sa ciljem da se maksimizira podudarnost, odnosno minimizira nepodudarnost.

Postoji više načina kako se mogu kreirati mjere različitosti ili sličnosti između objekata analize. Na podatke se ne postavljaju posebni zahtjevi, osim što u njima mora biti sadržana neka poruka. To se može smatrati prednošću kod financijskih pokazatelja, naravno, ako je u njima sadržana kakva poruka. Tim istraživanjem testirana je hipoteza da u revidiranim financijskim izvješćima banaka, dakle javno dostupnim informacijama, postoji poruka koja omogućuje da se banke svrstaju u dvije osnovne grupe – s poslovnim teškoćama i bez poslovnih teškoća. Ako je hipoteza točna, MDS analiza dat će karte na kojima su dvije grupe banaka jasno razdvojene.

Većina objavljenih radova o primjeni MDS koristi se mjerama sličnosti, koje se na ovaj ili onaj način zasnivaju na kvantifikacijama prosudbi. Ne postoje nikakvi razlozi zbog kojih se MDS ne bi mogla biti primijeniti za analizu kvantitativnih podataka kakvi su financijski omjeri koji se mogu izračunati iz financijskih izvješća. U ovom istraživanju, u prvoj fazi banke se u MDS metodi tretiraju kao varijable, a omjeri kao vrijednosti varijabli. To omogućuje da se istraži do koje su točke bilo koje dvije banke slične ili različite na osnovi objavljenih financijskih podataka. Cilj istraživanja u prvoj fazi bio je utvrditi imaju li banke s poslovnim teškoćama, koje su završile sanacijom, stečajem ili zaokretom, tendenciju grupiranja u nekom području karte, a banke koje su uspješne u drugom području. Ako su dva područja dovoljno razdvojena, karta se može koristiti za svrhe prognoze.

U drugoj fazi istraživanja, na osnovi MDS analizom razdvojenih skupina banaka i kvalitativne analize dobijenih rezultata, višestrukom su diskriminacijskom analizom i logit modelom definirane funkcije klasifikacije dviju skupina banaka, pri čemu su se financijskim omjerima koristili kao varijablama klasifikacije, da bi se utvrdilo koji omjeri najviše pridonose klasifikaciji.

Informacijska osnova istraživanja

Istraživanje se zasniva na revidiranim financijskim izvješćima 39 poslovnih banaka za razdoblje od godine 1997. do godine 1999., a za neke banke do godine 2001. Po bilančnoj je sumi to gotovo 90% aktive bankarskog sustava Hrvatske, odnosno 2/3 ukupnog broja banaka. Jedna je banka eliminirana zato što je iskaz njezinih rezultata poslovanja bio upitan zbog naknadno utvrđenih gubitaka, u deviznim transakcijama. Za banke kod kojih je pokrenut stečaj koristili su se izvješćima zaključno do godine prije pokretanja stečajnoga postupka. Na osnovi tih podataka izračunano je osam financijskih omjera koji su bili osnovica dalje analize. Za sve banke u MDS modelu i diskriminacijskoj analizi i logit modelu koristilo se omjerima za godinu 1998. koje se može smatrati ključnima u pojavi krize u bankarskom sustavu Republike Hrvatske. Korijeni su te krize naravno dublji, ali to nije predmet ovoga rada.

U analizi je korišteno slijedećih osam omjera:

X_1 = Kratkotrajna sredstva/Ukupna aktiva

X_2 = Zajmovi klijentima/Ukupna aktiva

X_3 = Kratkotrajna sredstva/Zajmovi klijentima

X_4 = Dobit iz redovitog poslovanja/Prosječna ukupna aktiva

X_5 = Dobit iz redovitog poslovanja/Prosječna vlasnička glavnica

X_6 = Dobit iz redovitog poslovanja/Prosječni zajmovi klijentima

X_7 = Troškovi poslovanja/Prihodi iz redovitog poslovanja

X_8 = Prosječna vlasnička glavnica/Prosječna ukupna aktiva

Kratkotrajna sredstva obuhvaćaju novac i sredstva kod banaka, obveznu rezervu kod Hrvatske narodne banke, blagajničke zapise Hrvatske narodne banke, dužničke vrijednosnice i plasmane kod banaka. U izračunu prosječne ukupne aktive računana je prosjek aktive na početku i na svršetku godine za koju se računa omjer. Na isti su način izračunani prosječna vlasnička glavnica i prosječni zajmovi klijentima. Prosječne vrijednosti uzete su zbog visokih promjena aktive, vlasničke

glavnice i zajmova koje su bile karakteristične za neke banke. Mar-Molinero i Serano-Cinca¹¹ u svojem istraživanju koristili su se sa devet omjera, a Martikainen¹² sa jedanaest, ali je utvrdio da ih se može reducirati na tri do četiri komponente. Raspoloživi podaci, ali i ta činjenica, doveli su do izbora osam omjera.

Prije primjene MDS metode izračunani omjeri na odgovarajući su način transformirani. To je potrebno zato što je svaki od omjera kojim se koristilo za opis banaka mjereno u različitim jedinicama. Zato su svi omjeri standardizirani svođenjem na srednju vrijednost nula i varijancu jedan. Taj je postupak ekvivalentan promjeni originalnih omjera koji opisuju neku banku u niz višestrukih poredaka. Na osnovi tako standardiziranih omjera izračunana je matrica korelacija između banaka (matrica 38x38), pri čemu su se standardiziranim omjerima koristili kao vrijednošću varijable. Na je taj način dobijena matrica sličnosti koja je bila osnovica za MDS analizu.

Rezultati MDS analize

MDS analiza¹³ primijenjena je za grupiranje svih banaka u uzorku, a konačna konfiguracija sadrži četiri dimenzije. Iz dvodimenzionalnih karata banaka prikazanih slikom 1. i 2. za ukupno tri dimenzije uočavamo da je banke moguće klasificirati u dvije skupine. Sve su banke označene brojevima. U prvu su skupinu svrstane banke bez poslovnih teškoća (ispod ucrtanih linija), a u nju je uključena i mala banka 32 nad kojom je pokrenut stečaj godine 2002. Prema MDS analizi ova se banka nalazila blizu granice za uključivanje u banke s teškoćama. Kasnija diskriminacijska analiza i logit model nisu je svrstale u drugu grupu temeljem podataka za 1998. godinu, odnosno četiri godine prije stečaja.

U drugoj su skupini banke koje su imale manji ili veći stupanj poslovnih teškoća. Banke koje se na slici 1. i 2. nalaze iznad ucrtanih linija jesu:

1. Banke 2, 3 i 13 sanirane odlukama Vlade Republike Hrvatske godine 1995. i 1996.
2. Banke 30 i 38 sanirane odlukama Vlade godine 1998., odnosno 1999.

¹¹ ibidem str. 173.

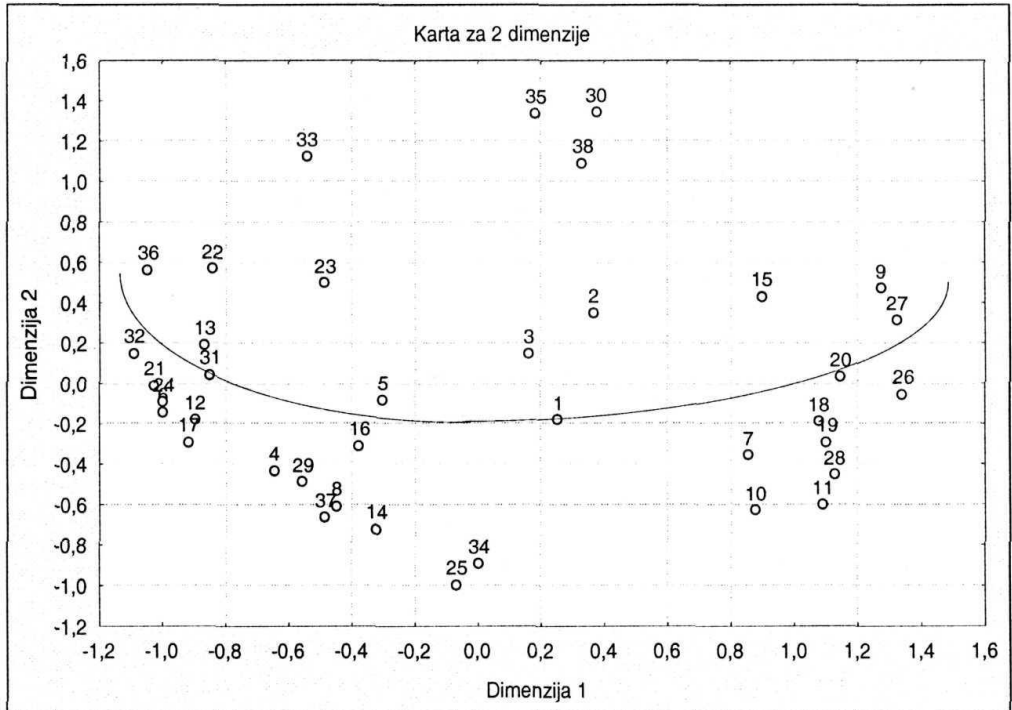
¹² Martikainen, T.: "Stock Returns and Classification Pattern of Firm-Specific Financial Variables: Empirical Evidence with Finish Data. *Journal of Business Finance and Accounting*, 20, 537-557, 1993.

¹³ Sve statističke obrade obavljene su statističkim paketom STATISTICA 6.0

3. Banke 23 i 36 u stečajju od godine 1999., banke 27 i 35 u stečajju od godine 2002.
4. Banka 15, zbog poteškoća u poslovanju godine 2000. HNB uveo privremenog upravitelja, a zatim je banka "tiho" sanirana.
5. Banka 9 poslovne teškoće iz godina 1998. i 1999. rješavala u suradnji sa strateškim partnerom.
6. Banka 22 državna je banka koja je "tiho" sanirana nakon smjene uprave.
7. Banka 33 stara je, ali mala regionalna banka koja je imala teškoće u poslovanju karakteristične za stare banke, no nije sanirana niti je pokrenut stečajni postupak.

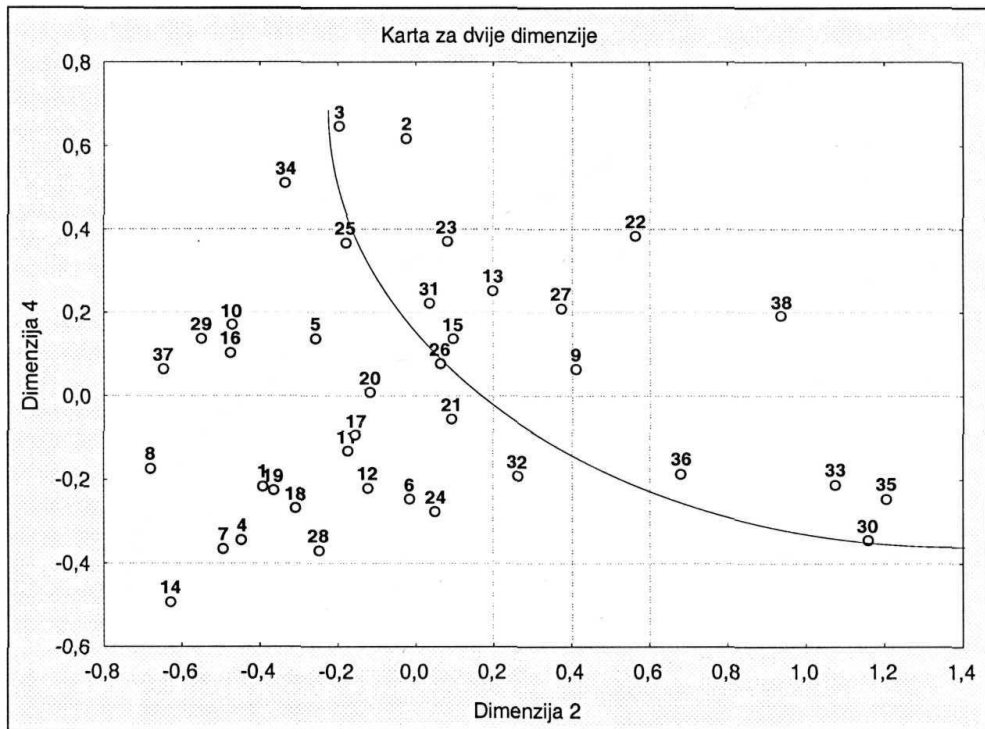
Mjere uspješnosti konfiguracije s određenim brojem dimenzija da reproducira stvarnu matricu udaljenosti jesu "stress"- isticanje i koeficijent alijenacije. Što su stres vrijednost i koeficijent alijenacija manji, reproducirana matrica udaljenosti bolje odražava stvarnu matricu udaljenosti. MDS analizom za dvije dimenzije je dobiven stres koeficijent 41,56 uz koeficijent alijenacije od 0,18068, dok je stres koeficijent za izračun četverodimenzionalne karte 0,220062, a koeficijent alijenacije 0,0150482. Povećanjem broja dimenzija se smanjuju ova dva koeficijenta, a daljnje uvođenje novih dimenzija se prekida kada nova dimenzija samo neznatno smanjuje stres koeficijent. Povećanje broja dimenzija iznad četiri samo neznatno smanjuje stres vrijednost, pa je konačan broj dimenzija prihvaćen u analizi upravo četiri.

Slika 1.

DVODIMENZIONALNA KARTA, DIMENZIJA
1 U ODNOSU NA DIMENZIJU 2

Slika 2.

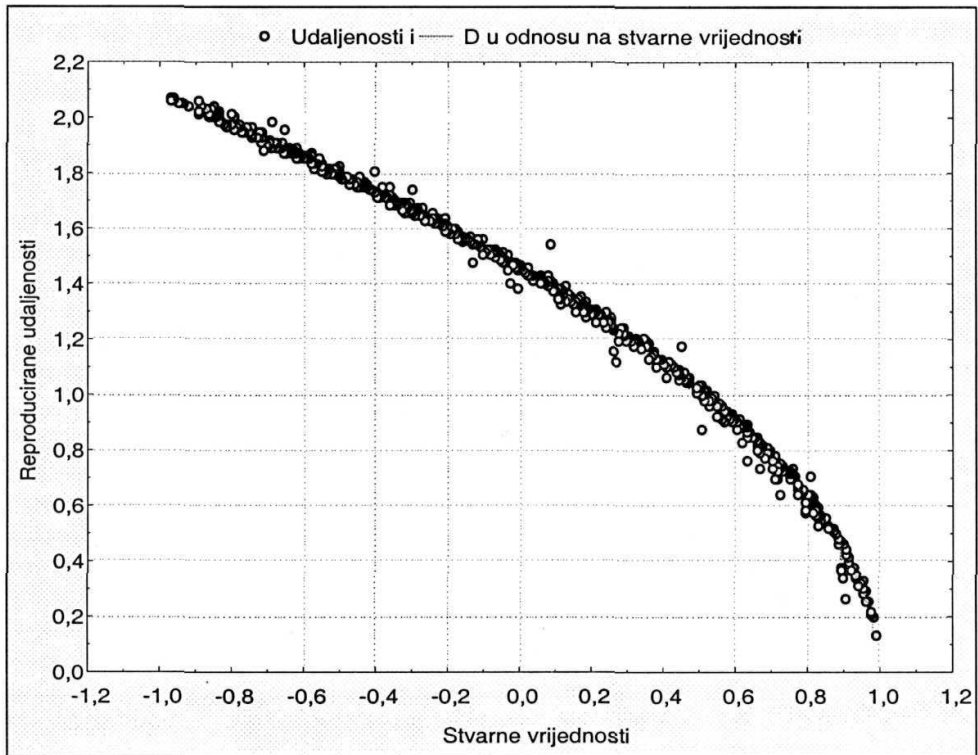
DVODIMENZIONALNA KARTA, DIMENZIJA 2
U ODNOSU NA DIMENZIJU 4



Pokazatelj kvalitete reproducirane matrice udaljenosti jest i Shepardov dijagram koji je prikazan slikom 3. Na tom su dijagramu prikazane reproducirane udaljenosti za četiri dimenzije u odnosu na stvarne ulazne podatke (udaljenosti). Reproducirane su udaljenosti na ordinati, a originalne udaljenosti na apscisi, pa zato imamo negativan nagib. Taj grafički prikaz također daje stepenastu funkciju koja predstavlja tzv. \hat{D} vrijednosti, odnosno rezultate monotone transformacije ulaznih podataka. Ako reproducirane udaljenosti padaju na stepenastu funkciju, tada su rangirane udaljenosti (ili sličnosti) perfektno reproducirane danim rješenjem, odnosno dimenzijama modela, a odstupanja od stepenaste funkcije ukazuju na nedostatnu podudarnost. Shepardov dijagram za 4 dimenzije na slici 3. pokazuje visoku podudarnost.

Slika 3.

SHEPARDOV DIJAGRAM



Pošto su određene koordinate svih banaka u četverodimenzionalnom prostoru, moguće je napraviti dalju analizu kojom bi se povezalo mjesto u prostoru svake banke s pojedinim netransformiranim omjerom. Zato je načinjeno osam višestrukih regresija u kojima se kao zavisna varijabla koristi određeni omjer, dok su kao nezavisne varijable korištene koordinate pojedinih banaka (točaka) u četverodimenzionalnom prostoru. Rezultati su statistički zadovoljavajući, a pokazuju da su omjeri likvidnosti najjače povezani s prvom dimenzijom, a slabije s drugom i četvrtom dimenzijom, omjeri profitabilnosti sa drugom dimenzijom, a adekvatnost kapitala vezana je uz drugu i treću dimenziju. Regresijske jednadžbe za omjere likvidnosti i adekvatnosti kapitala imaju koeficijente determinacije iznad 0,8, su a za omjere profitabilnosti manji su od 0,7. Na taj se način dimenzije mogu povezati s omjerima koji su bili osnova MDS analize nakon odgovarajuće transformacije i izračunavanja matrice sličnosti.

Diskriminacijska analiza

Diskriminacijska analiza 38 banaka napravljena je backward stepwise metodom. Sve su banke prije procjene parametara modela svrstane na osnovi rezultata MDS analize u grupu N – bez poslovnih teškoća (25 banaka), ili grupu P – s poslovnim teškoćama (13 banaka). U prvom je koraku svih osam omjera (varijabli) bilo uključeno u model, a zatim je u sljedećim koracima ona varijabla koja najmanje pridonosi predviđanju pripadnosti skupinama eliminirana. Zato su samo “značajne” varijable zadržane u modelu, odnosno varijable koje najviše pridonose diskriminaciji između dviju grupu. F-vrijednosti za uključivanje i isključivanje varijabli bile su 11 i 10. Osnovni rezultati nalaze se u tablicama 1. do 3.

Tablica 1.

SAŽETAK DISKRIMINACIJSKE ANALIZE ZA 38 BANAKA

Korak 4, Broj varijabli u modelu: 4; Grupiranje: USPJEH (2 grupe) Wilks' Lambda: ,28959 F (4,33)=20,239 p< ,0000						
N=38	Wilks' Lambda	Parcijalni Lambda	F-isključ. (1,33)	p-nivo	Toler.	1-Toler. (R-Sqr.)
X2	0,4640	0,6241	19,876	0,000090	0,248	0,752
X3	0,4214	0,6872	15,020	0,000478	0,271	0,729
X4	0,5380	0,5383	28,308	0,000007	0,083	0,917
X5	0,5010	0,5780	24,096	0,000024	0,076	0,924

Tablica 2.

FUNKCIJE KLASIFIKACIJE

Variable	Grupiranje: USPJEH	
	N p=,65789	P p=,34211
X2	177,85	142,82
X3	72,92	58,79
X4	215,04	79,13
X5	-12,80	-6,98
Konstanta	-72,66	-48,54

Tablica 3.

MATRICA KLASIFIKACIJE

Grupa	Redovi: Klasifikacija na osnovi MDS Kolone: Predviđene klasifikacije		
	Posto točnih	N p=,65789	P p=,34211
N	100,0000	25	0
P	100,0000	0	13
Ukupno	100,0000	25	13

Wilks lambda (0,28959) pokazuje statističku signifikantnost diskriminacijske sposobnosti dobijenoga modela. Njegova vrijednost može biti od 1,0 (ako model nema diskriminacijske sposobnosti) do 0,0 (perfektna diskriminacijska sposobnost modela). U tom se smislu na osnovi F vrijednosti može zaključiti da model ima signifikantnu sposobnost diskriminacije. Parcijalni Wilks lambda pokazuje koji je doprinos određene varijable diskriminaciji među grupama. Što je manja vrijednost parcijalnih koeficijenata lambda to je veća diskriminacijska sposobnost dane varijable. U tom smislu uočavamo da varijable profitabilnosti X_4 i X_5 imaju veću diskriminacijsku sposobnost od varijabli X_2 i X_3 koje su omjeri likvidnosti. Vrijednost tolerancije za svaku varijablu predstavlja mjeru redundantnosti podataka. Primjerice, ako neka varijabla koja mora ući u model ima vrijednost tolerancije 0,01, tada se mora smatrati da je ta varijabla 99% redundantna s varijablama koje su već uključene u model. U trenutku kada jedna ili više varijabli postane previše redundantna, matrica varijanci-kovarijanci varijabli uključenih u model više se ne može invertirati, pa se ne može učiniti diskriminacijska analiza. Zato je tolerancija ograničena na 0,01. Ako je neka varijabla uključena u model, a više je od 99% redundantna sa drugim varijablama, njezin je praktičan doprinos unapređenju diskriminacijske snage modela upitan, pa je možemo izostaviti iz modela.

Tablica 2. pokazuje vrijednosti funkcija klasifikacije koje nisu isto što i diskriminacijska funkcija. Funkcijama klasifikacije koristi se za određivanje pripadnosti pojedine banke određenoj skupini. Koliko ima skupina toliko ima i funkcija klasifikacije, a svaka funkcija omogućuje da se za svaku jedinicu uzorka (banku) i svaku skupinu izračuna klasifikacijski broj bodova. Kada su izračunani klasifikacijski bodovi za svaku jedinicu uzorka, jednostavno se obavlja klasifikacija svake jedinice, odnosno jedinica uzorka svrstava se u onu skupinu za koju ima viši broj bodova. Takva je klasifikacija dana u tablici 3., iz koje vidimo da su sve banke

pravilno klasificirane. No, ta se klasifikacija smije tretirati samo kao dijagnostičko sredstvo za identificiranje područja slabosti i snage dobijenih funkcija klasifikacije, jer se radi o post hoc klasifikaciji. Praktičnost je te analize to što možemo odrediti i vjerojatnost (posteriori vjerojatnost) da neka jedinica uzorka (banka) pripada određenoj skupini, što se može vidjeti iz tablice 4. Ta tablica, primjerice, pokazuje da je vjerojatnost da banka 31 ima poslovnih teškoća 29,48%, a vjerojatnost da banka 22 ima teškoća jest 68,26%. Iz prethodnih se tablica isto tako može uočiti da je apriori vjerojatnost da neka banka nema teškoća 65,79%, a vjerojatnost je da ima teškoća u poslovanju 34,21%.

Budući da se banke 31 i 32 na kartama dobijenima MDS metodom nalaze u blizini graničnoga područja, diskriminacijska je analiza ponovljena uključivanjem tih dviju banaka u grupu P, odnosno apriori vjerojatnost da je banka u grupi P povećana je na 39,5%, a da je u grupi N smanjena na 60,5%. Dobijeni rezultati backward stepwise metodom veoma su slični, ali su rezultati post hoc klasifikacije nešto lošiji jer jednu banku, od ukupno 15, svrstanu u grupu s poslovnim teškoćama (banka 32 u kojoj je pokrenut stečaj 2002. godine) model klasificira u grupu bez poslovnih teškoća.

Logit model

Logit model također je praktičan za klasifikacije kada je zavisna varijabla po svojoj prirodi binarnog karaktera, odnosno postoje samo dvije moguće vrijednosti – banka nema poslovnih teškoća (0) ili ih ima (1). U logit modelu prognozirane vrijednosti zavisne varijable nikada neće biti manje ili jednake 0, ili veće od 1 ili jednake 1, bez obzira kakva je vrijednost nezavisnih varijabli. To se postiže primjenom sljedeće regresijske jednadžbe:

$$y = e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_n * x_n)} / \{1 + e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_n * x_n)}\}$$

Lako je uočiti da bez obzira na vrijednosti regresijskih koeficijenata ili vrijednost x , ovaj model uvijek daje prognozirane vrijednosti u rasponu 0 do 1. Zato se ove vrijednosti mogu smatrati vjerojatnostima. Parametri logit modela procijenjeni su Hooke-Jeeves metodom, a apriori klasifikacija banaka identična je kao kod diskriminacijske analize. Osnovni rezultati navedeni su u tablicama 5., 6. i 7.

Tablica 4.

A POSTERIORI VJEROJATNOSTI NA OSNOVI
DISKRIMINACIJSKE ANALIZE

Banka	Pogrešna klasifikacija označena je s *		
	Klasifikacija na osnovi MDS	N p=,65789	P p=,34211
1	N	0,9446	0,0554
2	P	0,0077	0,9923
3	P	0,0810	0,9190
4	N	0,9999	0,0001
5	N	0,7774	0,2226
6	N	0,9998	0,0002
7	N	0,9970	0,0030
8	N	1,0000	0,0000
9	P	0,0593	0,9407
10	N	0,8626	0,1374
11	N	1,0000	0,0000
12	N	0,9993	0,0007
13	P	0,1460	0,8540
14	N	0,9952	0,0048
15	P	0,0450	0,9550
16	N	0,9653	0,0347
17	N	0,9874	0,0126
18	N	0,9993	0,0007
19	N	0,9998	0,0002
20	N	0,9706	0,0294
21	N	0,9829	0,0171
22	P	0,3174	0,6826
23	P	0,0943	0,9057
24	N	0,9999	0,0001
25	N	0,9996	0,0004
26	N	0,9977	0,0023
27	P	0,0241	0,9759
28	N	0,9999	0,0001
29	N	0,8972	0,1028
30	P	0,0006	0,9994
31	N	0,7052	0,2948
32	N	0,9604	0,0396
33	P	0,0001	0,9999
34	N	0,9165	0,0835
35	P	0,0007	0,9993
36	P	0,1551	0,8449
37	N	0,9998	0,0002
38	P	0,0000	1,0000

Procijenjena logistička funkcija statistički je značajna i ona sve banke klasificira kao i MDS analiza (tablica 6.) te daje prognozirane vjerojatnosti poslovnih teškoća za svaku banku u tablici 7. Primjerice, prognozirana vjerojatnost poslovne teškoće banke 3 jest 90,8%, a za banku 22 vjerojatnost je poslovne teškoće 80,25%. Sve banke prognozirana vjerojatnost kojih je veća od 0,5 klasificiraju se kao banke u poteškoćama, a one s vjerojatnošću manjom od 0,5 klasificiraju se kao uspješne (bez poteškoća u poslovanju).

Ponovna procjena parametara logit modela nakon što su banke **31** i **32** svrstane u skupinu P, dala je kao i pri ponovljenoj diskriminacijskoj analizi slične rezultate, ali su u post hoc klasifikaciji banka **3** (banka sanirana prije godine 1998. i sada uspješno posluje) i banka **31** (stara banka na ratom pogođenom području koja nije sanirana i nije u stečaju) klasificirane kao banke bez poslovnih teškoća.

Tablica 5.

PROCIJENJENI PARAMETRI LOGIT MODELA

N=38	Model: Logistička regresija (logit) broj 0 je 25, a 1 je 13 Zavisna varijabla: USPJEH Loss: Max likelihood Final loss: ,977257091 Chi2(4)=46,870 p=,00000				
	Konst. B0	X2	X3	X4	X5
Procjena	29,52	-43,2363	-17,6246	-206,811	5,8582

Tablica 6.

KLASIFIKACIJA BANAKA NA OSNOVI PROCIJENJENIH PARAMETARA LOGIT MODELA

Promatranje	Klasifikacija banaka		
	Pred. N	Pred. P	Posto točno
N	25	0	100,0000
P	0	13	100,0000

Tablica 7.

KLASIFIKACIJA POJEDINAČNIH BANAKA NA OSNOVI
LOGIT MODELA

Banka	Zavisna varijabla: USPJEH		
	Promatranje	Prognozirano	Reziduali
1	0,00	0,0111	-0,0111
2	1,00	0,9963	0,0037
3	1,00	0,9086	0,0914
4	0,00	0,0000	-0,0000
5	0,00	0,1011	-0,1011
6	0,00	0,0000	-0,0000
7	0,00	0,0002	-0,0002
8	0,00	0,0000	-0,0000
9	1,00	0,9878	0,0122
10	0,00	0,0594	-0,0594
11	0,00	0,0000	-0,0000
12	0,00	0,0000	-0,0000
13	1,00	0,9254	0,0746
14	0,00	0,0005	-0,0005
15	1,00	0,9885	0,0115
16	0,00	0,0040	-0,0040
17	0,00	0,0022	-0,0022
18	0,00	0,0000	-0,0000
19	0,00	0,0000	-0,0000
20	0,00	0,0041	-0,0041
21	0,00	0,0040	-0,0040
22	1,00	0,8025	0,1975
23	1,00	0,9222	0,0778
24	0,00	0,0000	-0,0000
25	0,00	0,0000	-0,0000
26	0,00	0,0003	-0,0003
27	1,00	0,9960	0,0040
28	0,00	0,0000	-0,0000
29	0,00	0,0405	-0,0405
30	1,00	1,0000	0,0000
31	0,00	0,1740	-0,1740
32	0,00	0,0214	-0,0214
33	1,00	1,0000	0,0000
34	0,00	0,0177	-0,0177
35	1,00	1,0000	0,0000
36	1,00	0,9952	0,0048
37	0,00	0,0000	-0,0000
38	1,00	1,0000	0,0000

Zaključno razmatranje

Polazna je hipoteza istraživanja da u javno dostupnim financijskim iskazima o poslovanju banaka u Republici Hrvatskoj postoji dovoljan informacijski sadržaj koji omogućuju da se razlikuju one banke koje nemaju i one koje imaju određenih poslovnih problema. Priroda tih problema nije bila predmetom ovoga istraživanja. U brojnim istraživanjima poslovnih teškoća tvrtki najčešće se kao tvrtke u teškoćama identificiraju one koje su u stečaju, pa su rezultati dobijeni diskriminacijskom analizom i logističkom regresijom takvih uzoraka pokazivali značajnu pristranost u procjenjivanju vjerojatnosti stečaja tvrtki. Ta činjenica, a i događanja u bankarskom sustavu Republike Hrvatske, gdje su neke banke koje su se našle u dubokim krizama sanirane, za druge je pokrenut stečaj, a kod nekih nije učinjeno ni to, ili su napravile zaokret u suradnji sa strateškim partnerom, nametnula je drugačiji pristup istraživanju. Ovaj je pristup jednim dijelom uvjetovan i nedostupnošću podataka za 9 banaka u kojima je u godinama 1999. i 2000. pokrenut stečaj. Isto se tako pošlo od postavke da je sanacija i nakon što je postupak pokrenut samo izraz poslovnih teškoća banke koji se samim činom sanacije ne može odmah razriješiti, pa se poslovanje nakon pokretanja sanacije još neko vrijeme može smatrati poslovanjem u teškoćama. Zato se u istraživanju ne polazi od uspješnih banaka i banaka u stečaju, već od banaka s poslovnim teškoćama i bankama bez njih. No, takva klasifikacija u empirijskom dijelu, barem u primjeni diskriminacijske analize i logit modela, stvara problem, jer se prije procjene parametara mora obaviti razvrstavanje, a modelom se takva klasifikacija zatim testira. Naime, pojam poslovne teškoće nije tako jasan kao pojam stečaja koji je uobičajen u takvim istraživanjima, pa je i apriori podjela tada jednostavna. Da bi se to razvrstavanje učinilo, u istraživanje je uvedena metoda višedimenzionalnih skala (MDS) koja ne zahtijeva klasifikaciju unaprijed. Pošlo se od pretpostavke da ta metoda na osnovi sličnosti ili različitosti objekata analize može uspješno razdvojiti objekte istraživanja, odnosno banke. Kao mjera sličnosti koristilo se matricom korelacija između svih 38 banaka u uzorku, a vrijednosti varijabli bili su standardizirani financijski omjeri dobijeni na osnovi računa dobiti i gubitka i bilanci banaka. Dobijene četverodimenzionalne skale imaju zadovoljavajuća svojstva, s tim da su višestruke regresije omjera u odnosu na četiri dimenzije koje određuju položaj svake banke pokazale da su omjeri likvidnosti najjače povezani s prvom dimenzijom, a slabije sa drugom i četvrtom dimenzijom, omjeri profitabilnosti sa drugom dimenzijom, a adekvatnost kapitala je vezana za drugu i treću dimenziju. Time smo dobili i usmjerenje svake od dimenzija dobijenih MDS metodom. Diskriminacijska analiza i logit model pokazali su zatim da su varijable (omjeri) profitabilnosti i likvidnosti najznačajniji za procjenu poslovnih teškoća banaka u Hrvatskoj što je sličan rezultat istraživanju provedenom za Španjolsku¹⁴. Diskriminacijska analiza pritom daje veće

¹⁴ Mar-Molinero, C. and Serrano-Cinca C. *ibidem*.

značenje omjerima profitabilnosti, a konačan je broj faktora diskriminacije četiri, što je slično nalazu Martikainena¹⁵. Ti rezultati, nasuprot nekim mišljenjima koja se ne zasnivaju na istraživanjima, ukazuju da se u poslovna izvješća banaka može imati povjerenja. Moguće je, naravno, da iskaz financijskih rezultata neke banke i ne bude realan (primjer je Riječka banka), ali u cjelini možemo se pouzdati u iskaz njihova poslovanja, što je rezultat poboljšanih internih i eksternih mehanizama nadzora poslovanja i iskazivanja rezultata poslovanja.

LITERATURA

1. Altman, E.: "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance* 4, 589-609, 1968.
2. Altman, E., R. Haldeman and P.Narayanan: "Zeta Analysis – a New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", *Journal of Banking and Finance* 1, 29-54, 1977.
3. Aziz, A., D. Emanuel and G. Lawson: "Bankruptcy Prediction – an Investigation of Cash Flow Based Model", *Journal of Management Studies* 25, 419-437, 1988.
4. Baring, R., Agarwal, A. and Leach, R.: "Predicting Bankruptcy Resolution". *Journal of Business Finance & Accounting*, 29 (3) & (4), 497-520, April/May 2002.
5. Fitzpatrick, Paul J., "Transitional Stages of a Business Failure", *The Accounting Review*, Vol. 9, No. 4, pp. 337-340, 1934.
6. Haggstrom, W.G., "Logistic Regression and Discriminant Analysis by Ordinary Least Squares", *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 1, No. 3, 229-238, 1983.
7. Mar-Molinero, C. and Serrano-Cinca C.: "Bank Failure: a Multidimensional Scaling Approach", *The European Journal of Finance* 7, 165-183, 2001
8. Martikainen, T.: "Stock Returns and Classification Pattern of Firm-Specific Financial Variables: Empirical Evidence with Finish Data. *Journal of Business Finance and Accounting*, 20, 537-557, 1993.
9. Mossman, E.C., Bell, G.G., Swartz, L.M. and Turle, H.: "An Empirical Comparison of Bankruptcy Models". *The Financial Review*, 33, 35-54, 1998.

¹⁵ Martikainen, T. ibidem.

10. O' Gorman, W.T. and Woolson, F.R., "Variable Selection to Discriminate Between Two Groups: Stepwise Logistic Regression or Stepwise Discriminant Analysis?", *The American Statistician*, Vol. 45, No. 3, 187-193, 1991.
11. Pacey, W.J. and Pham, M.T.: "The Predictiveness of Bankruptcy Models: Methodological Problems and Evidence". *Australian Journal of Management*, 15, 2, 315-337, December 1990.
12. Platt, D.H. and Platt, B.M.: "Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias". *Journal of Economics and Finance*, Vol. 26 No. 2, 184-199, Summer 2002.
13. Ohlson, J.: "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research* 18, 109-131, 1980.
14. Postom, Kay M. and Harmon, W. Ken: "A Test of Financial Ratios as Predictors of Turnaround Versus Failure Among Financially Distressed Firms", *Journal of Applied Business Research*, Winter 94, Vol. 10 Issue 1, p41, 16p.
15. Zmijewski, M.E.: "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models." *Journal of Accounting Research* 22 (Supplement): 59-82, 1984.

BANK DISTRESS PREDICTION IN THE REPUBLIC OF CROATIA BASED ON OFFICIAL FINANCIAL STATEMENTS

Summary

The paper deals with models for the prediction of bank distress in the Republic of Croatia based on official financial data. Eight financial ratios were calculated (three liquidity ratios, four profitability ratios and one capital adequacy ratio) for 38 banks – 2/3 of all banks, and 90% of bank assets in Croatia. Information for banks refers to 1998 financial year because it was characterized by the crisis in Croatian banking industry. To classify distressed and non distressed banks, multidimensional scaling method (MDS) was used. Satisfactory results were obtained (based on low raw stress coefficient, coefficient of alienation and Shepard diagram) with four-dimensional map. MDS classifies 13 banks as distressed - three banks rehabilitated before 1998, four rehabilitated after 1998, two banks went bankrupt in 1999, and two went bankrupt in 2002, two banks solved serious distress thru turnaround management after 1998. This classification in four-dimensional space was then orientated by multiple regressions of each ratio as dependent variable, and four dimensions as independent variable. Liquidity ratios were firmly associated with first, and less with second and fourth dimension, profitability ratios were associated with second dimension, and capital adequacy with second and fourth dimension. After that, backward-stepwise discriminant analysis was performed. This analysis revealed that profitability ratios are better discriminators between distressed and non distressed banks than liquidity ratios. Final result had four variables of discrimination, and posterior classification was successful. Logit model (Hooke-Jeeves method was used) revealed similar results. Final conclusion is that we can have confidence in officially published financial data of banks in Croatia and use them for classifying and prediction of banks with respect to the level of distress.