

Dr. sc. Domagoj Sajter

Viši asistent na Ekonomskom fakultetu u Osijeku

E-mail: sajter@efos.hr

PREGLED ODREĐENIH METODA I ISTRAŽIVANJA POSLOVNIH POTEŠKOĆA UZ PREDVIĐANJE STEČAJA

UDK / UDC: 347.738

JEL klasifikacija / JEL classification: C45, M49

Pregledni rad / Review

Primljeno / Received: 21. srpnja 2009. / July 21, 2009

Prihvaćeno za tisak / Accepted for publishing: 15. prosinca 2009. / December 15, 2009

Sažetak

Područje predviđanja poslovnih poteškoća i u krajnjemu, stečaja iznimno je popularno. Najsuvremenije metode i modeli iz različitih znanstvenih područja i grana apliciraju se kako bi interesenti dobili informaciju o tome kreće li se određeno trgovačko društvo prema stečaju, te kakvi su izgledi njegova budućeg poslovanja.

Ovaj članak prezentira ključne točke u razvoju ovog područja ekonomije, ističući određene relevantnije autore i njihova istraživanja, s posebnim osvrtom na Republiku Hrvatsku i domaće radove. Naglasak je stavljen na mješoviti logit-model i neuronske mreže kojih se veća primjena u Hrvatskoj tek očekuje.

Ključne riječi: stečaj, poslovne poteškoće, neuronske mreže, mješoviti logit-model.

UVOD

Tijekom prethodnih 40 godina područje predviđanja poslovnih poteškoća i stečaja (kao ultimativne razine poslovnih poteškoća) postalo je vrlo popularno. Prekretnicu je učinio Altman 1968. godine svojim Z-score modelom, te je inicirao lavinu istraživanja ranih znakova nadolazećih poslovnih poteškoća. Apliciraju se najmodernije matematičko-statističke tehnike, metode i alati kako bi širok spektar interesenata imao pravodobnu informaciju o eventualnim poteškoćama za njihova društva.

Istraživanja i predviđanja poslovnih poteškoća popularna su i u akademskom i u poslovnom svijetu. Svaki dan vjerovnici diljem svijeta

pozajmljuju goleme količine financijskih sredstava, a svakome racionalnom pozajmljivanju prethodi analiza kreditne sposobnosti i predviđanje dužnikova budućeg poslovanja. Akademski svijet nastoji poslovnom okruženju pružiti kvalitetne alate za prosudbu trenutne financijske pozicije i predviđanje budućeg stanja potencijalnih dužnika. Poslovni svijet, s druge strane, stvara informacijsku potražnju, te postoji isprepletenost interesa i korisnika takvih studija. Razvijena je vrlo profitabilna¹ djelatnost raznih vrsta savjetnika, procjenitelja, konzultanata, kreditnih i rating-agencija, te drugih organizacija što svakodnevno prikupljaju najrazličitije podatke koje obrađuju i nude ih na tržištu.

Ključni korak (premda ne i prvi) učinio je, dakle, Altman, formiravši jednostavan, praktično primjenjiv i koristan model klasifikacije društava u skupinu kandidata za stečaj i u skupini „zdravih“ poduzeća². Nakon toga rada može se promatrati mnoštvo drugih istraživanja koja više ili manje repliciraju Altmanov model; uglavnom se radi o nekoj vrsti klasifikacije (ili rangiranja) trgovačkih društava, i to koristeći se više ili manje složenim metodama i modelima, uz najčešće ulazne podatke u obliku financijskih omjera (pokazatelja).

Nakon uvođenja bankarskih standarda „Basel II“ tzv. *credit scoring* modeli postali su obvezni, što je dovelo do daljnje popularizacije i povećanja značenja predviđanja poslovnih poteškoća. Budući da svaka banka mora procjenjivati rizik i kvantificirati gubitak pri stečaju (eng. LGD – *loss given default*), proširila se uporaba raznih metoda i modela za njegovo predviđanje. Popularni modeli u SAD-u su (među ostalima) Moodyjev *RiskCalc*, CreditSightov *BondScore*, Kamakura-pristup, KMV pristup, i Altmanov *ZETA credit scoring*.

Ovdje su spomenuti pojedini relevantniji radovi, a opis svih modela, metoda i članaka zahtijevao bi iznimno velik prostor. No, cilj ovom radu nije izložiti povijesni razvoj modela za predviđanje poslovnih poteškoća, nego opći prikaz širokog opsega doprinosa ekonomskih znanosti na području istraživanja poslovnih poteškoća i stečaja. Interesenti za pojedine specifične modele i metode mogu uputiti na opći pregled studija poslovnih poteškoća kod npr. Balcaen i Ooghe (2004.) ili drugdje.

¹ U stečaja Enrona na usluge savjetnika potrošeno je oko jedne milijarde dolara. (Izvor: Altman i Hotchkiss, 2006, str. 93)

² Doduše, u Z-score modelu postoji i treća, „siva“ skupina, u koju se svrstavaju društva za koje se ne može egzaktno reći jesu li kandidati za stečaj ili nisu.

ZAČETCI PREDVIĐANJA STEČAJA KORIŠTENJEM FINACIJSKIM OMJERIMA

Istraživanja stečaja najčešće se temelje na financijskim omjerima. Princip financijskih omjera vrlo je jednostavan: dvije (ili više) stavka iz različitih financijskih izvješća stave se u međusoban odnos. Taj se odnos potom uspoređuje ili sa samim sobom u prošlosti (povijesna analiza) ili s istovrsnim omjerima u drugim sličnim poduzećima. No, nema teorije koja bi poduprla omjere, kao što ne postoje ni standardni načini izračuna omjera, pa se mnogi omjeri računaju na različite načine iako nose isto ime³.

Mane omjera su evidentne, a uočio ih je Gilman još 1925. godine:

1. promjene omjera tijekom vremena ne mogu se ispravno interpretirati jer i brojnik i nazivnik mogu varirati,
2. omjeri su "umjetne" mjere,
3. odvlače pozornost analitičara od sveobuhvatnog pogleda na poduzeće, i
4. pouzdanost omjera kao indikatora bitno varira među pojedinim omjerima.

Lev i Sunder (1979.) također su upozorili na metodološke pretpostavke u analizi omjera, te navode kako „[...] gotovo sve pretpostavke koje se moraju uzeti u obzir pri valjanoj analizi omjera će vrlo vjerojatno biti prekršene u praksi“⁴.

No, unatoč svim kritikama omjeri kao temelj financijske analize opstali su već dulje od stotinu godina, a McDonald i Morris (1984., str. 89.) uočavaju jedan od najvažnijih razloga: "Analiza omjera je popularna ne zbog svoje strukturne vrijednosti nego zbog prikladnosti." Dakle, praktičnost primjene omjera nadoknađuje sve njihove nedostatke i mane, a upravo se praktičnost i korisnost traži na tržištu, a ne rigidne teorije i pretpostavke koje se u praksi ne mogu ispuniti. Kao takvi, omjeri su temeljna osnova analize i predviđanja stečaja i poslovnih poteškoća.

U ranim 1930-im godinama učinjene su prve studije efikasnosti omjera u predviđanju poslovnih poteškoća. Mogu se spomenuti sljedeći autori:

- Smith i Winakor (1930. i 1935.) analizirali su desetogodišnji trend aritmetičkih sredina dvadeset i jednog omjera, no ne analiziraju skupinu poduzeća bez problema kao protutežu;
- Fitzpatrick (1931.) je promatrao tri do pet godina unatrag trendove trinaest omjera za 20 poduzeća s poslovnim poteškoćama, a potom ih je usporedio s devetnaest poduzeća bez teškoća (1932.);

³ Npr. profitna marža – u nazivniku mogu stajati ukupni prihodi, ali i prihodi iz osnovne djelatnosti, a i brojnik može varirati. Postoje i brojni drugi primjeri.

⁴ Lev i Sunder (1979), str. 187.

- Ramser i Foster (1931.) analizirali su jedanaest omjera iz 173 poduzeća poradi predviđanja poslovnih poteškoća;
- Merwin (1942.) je objavio prvu rafiniranu i usavršenu studiju predviđanja poslovnih poteškoća s pomoću omjera, a Horrigan (1965., str. 567.) za Merwina ističe: „Do Beaverovog istraživanja započetog 1965. god. ovo je bila unatoč godinama najbolja studija sposobnosti predviđanja poslovnih poteškoća korištenjem financijskih omjera, i čiji su rezultati još uvijek uvjerljivi“;
- Beaver (1966.) objavljuje rad u kojemu se prvi put koristi znanstvenom metodologijom u proučavanju omjera poradi predviđanja stečaja.

Dakle, Beaver (1966.) objavljuje prvi suvremeni znanstveni rad o predviđanju poslovnih poteškoća s pomoću omjera, i to kao nastavak istraživanja započetoga u svojoj doktorskoj disertaciji. Promatrao je desetogodišnje razdoblje (1954. – 1964.) za 30 omjera u 79 poduzeća koja su bila stratificirana po djelatnosti i veličini imovine. Za svako izabrano poduzeće izabran je par - tvrtka bez problema, iste djelatnosti i podjednake veličine imovine. U dijelu naslovljenom „Prijedlozi za buduća istraživanja“ Beaver ističe kako se koristio jednostrukom analizom, te predlaže višestruku analizu. Altman je, očito, prihvatio prijedlog i dvije godine nakon toga objavio je Z-score model.

ALTMANOV Z-SCORE MODEL

Altmanovim radom (1968.) počinje suvremena povijest modela predviđanja poslovnih poteškoća. Nakon njegove objave dolazi do iznimne popularizacije ovoga područja i velik se broj istraživača počinje baviti poslovnim poteškoćama.

Kao i Beaver prije njega, Altman se koristio parovima poduzeća, za svako društvo u stečaju tražio je slično društvo (njegov par) koje nije u poteškoćama. Koristio se uzorkom od 33 tvrtke u stečaju i one koje to nisu: dakle ukupno 66 poduzeća. No, tako formiran uzorak pretpostavlja nerealno visoku proporciju brojnosti slučajeva stečaja (na svako „zdravo“ društvo po jedno u stečaju). Ta nereprezentativnost uzorka spram populaciji stvara tendenciju prenaglašavanja poslovnih poteškoća koje bi mogle završiti stečajem.

Poduzeća su stratificirana po djelatnosti i po veličini, te je izabrana inicijalna skupina od 21 omjera, između kojih se izbor suzio na konačnih pet. Omjeri su izabrani na temelju popularnosti u literaturi i očekivane relevantnosti u studiji, a Altman je pridodao i nekoliko vlastitih omjera. Konačna diskriminacijska funkcija uključuje pet omjera, a ukupna točnost modela za podatke iz jedne godine prije stečaja iznosila je 95%, gdje je pogreška Tipa I. iznosila 6%, a pogreška Tipa II. 3%. Podaci za dvije godine prije stečaja pokazuju točnost modela od 83%, uz pogrešku Tipa I. od 28% i pogrešku Tipa II. od 6%.

Što se primjene u hrvatskom okruženju tiče, za osnovni Z-score modeli postoji problem koji se odnosi na poduzeća što ne kotiraju na tržištu kapitala, te se zbog toga za njih ne može izračunati omjer X_4 . Umjesto unošenja nasumične vrijednosti Altman predlaže korigirani Z'-score model, u kojemu omjer X_4 postaje omjer neto knjigovodstvene vrijednosti tvrtke i ukupnog zaduženja⁵.

Altman, Haldeman i Narayanan (1977.) učinili su bitna unaprjeđenja Z-score modela, pa su objavili ZETA analizu. Postigli su 70-postotnu točnost u predviđanju stečaja pet godina prije njegova nastupanja i 90-postotnu točnost u razdoblju jedne godine prije stečaja. U usporedbi sa Z-score modelom, ZETA model pokazuje znatno veću točnost predviđanja stečaja dvije do pet godina prije njegova nastupanja, dok se točnost predviđanja u vrijeme jedne godine prije stečaja gotovo podudara u oba modela. Također, interval pogreške i zona neodređenosti kod ZETA modela znatno su manje, a granice su od -1,45 do 0,87.

Pri izradbi ZETA modela uzorak se sastojao od 53 poduzeća u stečaju i 58 redovito poslujućih poduzeća. Specifičnost ovog modela jest u tome da su u uzorak bila uključena i poduzeća iz djelatnosti maloprodaje, čega u prethodnim modelima nije bilo. Koristilo se metodom višestruke diskriminacijske analize, i izveden je model sa sedam varijabla: prinos na imovinu, stabilnost prinosa, servisiranje duga, kumulativna profitabilnost, likvidnost, kapitalizacija i veličina.

STANDARDNI LOGIT-MODEL

Ohlson (1980.) se svojim istraživanjem pokušao udaljiti od tehnika koje su do tada bile uobičajene pri analizi mogućnosti nastupanja stečaja, i to kako bi izbjegao statističko-metodološke probleme što se pojavljuju pri uporabi višestruke diskriminacijske analize kojom se koriste Altman i ostali.

Neki od problema primjene višestruke diskriminacijske analize su:

- Postoje relativno zahtjevne statističke pretpostavke za korištenje diskriminacijskom analizom (npr. matrice varijanca i kovarijanca varijabla morale bi biti jednake za obje skupine).
- Izlazna vrijednost diskriminacijske analize je broj koji ima vrlo usku intuitivnu interpretaciju jer je on u biti alat za ordinalno rangiranje, to jest diskriminaciju. Sam broj nema inherentnu vrijednost, i nema izravne interpretacije.
- Postoje problemi s procedurama uparivanja poduzeća s problemima i bez njih, a kojima se uobičajeno koristi u višestrukoj diskriminacijskoj

⁵ Druga korekcija odnosi se na već naznačeni problem utjecaja grane djelatnosti poduzeća, a koja u Altmanovu modelu najveći utjecaj ima na varijablu X_5 , to jest na obrtaj imovine. Isključenjem te varijable i zadržavanjem prethodnog oblika varijable X_4 (dakle knjigovodstvena neto-vrijednost tvrtke / uk. zaduženje) model dobiva izraz: $Z' = 3,25 + 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4$, pri čemu su granice neodređenosti od 1,10 do 2,60.

analizi. Poduzeća koja su završila u stečaju i ona koja to nisu, slažu se (uparaju) prema kriterijima kao što su veličina i grana djelatnosti, no ti kriteriji počesto znaju biti arbitrarni. Nije očito što se postiže i/ili gubi različitim tehnikama uparivanja. Plodnijim se čini uključiti dodatnu varijablu nego se koristiti istim podacima za uparivanje.

Ohlson se zato odlučio koristiti logit-modelom, to jest logističkom regresijom - analizom koja nastoji otkloniti prethodno navedene probleme. Prikupio je podatke za 105 poduzeća koja su završila u stečaju u razdoblju od 1970. do 1976., te odabrao 2.058 poduzeća koja nisu skončala stečajem (udio poduzeća u stečaju u uzorku iznosi 5,1%), i konačno je izabrao devet omjera po ključu učestalosti u tada postojećoj literaturi.

Pogrešno je klasificirano 17,4% poduzeća u skupinu onih koja su završila u stečaju, dok je 12,4% poduzeća u stečaju svrstano u skupinu bez problema. Koristeći se višestrukom diskriminacijskom analizom Ohlson je dobio nešto lošije rezultate, to jest veću mjeru pogreške, no ističe: „Generalno govoreći, pretpostavljamo kako bi rezultati gotovo svih „razumnih“ tehnika bili vrlo slični.“⁶

MJEŠOVITI LOGIT MODEL

Umjesto standardnog logit-modela Jones i Hensher (2004.) predložili su uvođenje *mješovitog* logit-modela. Jones i Hensher navode kako se u istraživanju poslovnih poteškoća ne uzimaju u obzir bitna metodološka unaprjeđenja učinjena na području društvenih znanosti u posljednjih 15 godina. Naime, ta unaprjeđenja dopuštaju odstupanja od rigidnih pretpostavka međusobno nezavisnih i identičnih distribucija pogrešaka pri kreiranju modela s višestrukim mogućim ishodima, te za razliku od standardnog logit-modela mješoviti logit-model dopušta i promatranu i nepromatranu heterogenost.

Mješoviti logit-model temelji se na teoriji diskretnih izbora (eng. *discrete choice theory*) koja nastoji bolje razumjeti ponašanje osobe u trenutku kada ta osoba treba izabrati između dviju ili više opcija, a to je ponašanje dijelom uvjetovano određenim djelovanjima poduzeća, tržišta ili organa vlasti. Teorija diskretnih izbora izvire iz mikroekonomske teorije ponašanja potrošača, i bilo je potrebno relativno mnogo vremena za razvoj ekonometrijskih tehnika koje bi modelirale heterogenost ponašanja potrošača.

Najvažnije unaprjeđenje u uporabi mješovitog logit-modela nasuprot standardnome logit-modelu jest u tome što mješoviti uključuje dodatne parametre koji objašnjavaju promatranu i nepromatranu heterogenost između različitih poduzeća, ali i unutar jednoga poduzeća. U mješovitom logit-modelu vjerojatnost stečaja nekog poduzeća određena je utjecajem zavisnih varijabla s fiksnim procjenama parametara unutar uzorka i nasumičnih parametara, pri čemu se

⁶ Ohlson, 1980, str. 129.

ponder nasumičnih parametara temelji na distribuciji parametara individualnih poduzeća u uzorku.

Nasuprot mješovitomu, u standardnom logit-modelu vjerojatnost stečaja nekog poduzeća je ponderirana funkcija fiksnih parametara (sukladno pretpostavkama), a sve ostale informacije koje nisu sadržane u parametrima, pripisane su pogrešci. Fiksni parametar tretira standardnu devijaciju kao ništicu, tako da su sve informacije obuhvaćene aritmetičkom sredinom. Parametar za jedan financijski omjer izračunat je iz uzorka svih poduzeća i čini prosječni efekt uzorka, te stoga on ne predstavlja parametar individualnog poduzeća.

Dakle, u standardnom logit-modelu poduzeće q u trenutku t ima nekoliko⁷ alternativnih mogućih ishoda poslovanja i , pa se ono fokusira na poslovne strategije koje će rezultirati najvećim mogućim uspjehom. Opći izraz u tom slučaju je:

$$U_{itq} = \beta_q X_{itq} + e_{itq}, \quad (1)$$

pri čemu je

U_{itq} – jedan od mogućih ishoda,

X_{itq} – vektor objašnjavajućih (nezavisnih) varijabla koje analitičar promatra, i to iz bilo kojeg izvora, i koji uključuje karakteristična svojstva alternativnih ishoda, značajke poduzeća i opis poslovnog konteksta u trenutku t ,

β_q i e_{itq} – stohastični utjecaji koje analitičar ne promatra.

Nezavisne varijable mogu se promatrati kao izvori varijanci koji pridonose objašnjavaanju određenog ishoda, a za određeno poduzeće q u trenutku t to znači da varijanca ima određeni potencijal opisan koeficijentom β i određenom karakteristikom X , i nepromatranim efektom e . Opći se izraz tada može proširiti i pretpostaviti kako postoje npr. tri izvora varijance uz tri karakteristike (uz izbacivanje indeksa t i q radi preglednosti):

$$U_i = (\beta_{01}X_{01} + \beta_{u1}X_{u1}) + (\beta_{02}X_{02} + \beta_{u2}X_{u2}) + (\beta_{03}X_{03} + \beta_{u3}X_{u3}) + e_i, \quad (2)$$

pri čemu

0 – označava promatran izvor varijance,

u – označava nepromatran izvor varijance.

Svaka karakteristika je tada predstavljena skupinom promatranih i nepromatranih utjecaja, a povrh toga svaka karakteristika može se izraziti kao funkcija nekoga drugog utjecaja, pa se izraz može proširivati kako bi obuhvatio više parametara, to jest više izvora varijance.

⁷ Najčešće dva: stečaj ili nastavak redovnog poslovanja, premda se može uključiti treći ishod – restrukturiranje u stečaju, pa i četvrti – prodaja dužnika kao cjeline.

Najrestriktivnija i najjednostavnija verzija jednadžbe obuhvatila bi sve nepromatrane izvore varijance, pa se tada može pisati:

$$U_i = \beta_{01}X_{01} + \beta_{02}X_{02} + \beta_{03}X_{03} + (\beta_{u1}X_{u1} + \beta_{u2}X_{u2} + \beta_{u3}X_{u3} + e_i) . \quad (3)$$

Ako se dodatno skrate svi nepromatrani utjecaji u jednu nepoznanicu, uz pretpostavku kako se nepromatrani efekti nikako ne mogu sustavno povezati s promatranim efektima, tada stoji:

$$U_i = \beta_{01}X_{01} + \beta_{02}X_{02} + \beta_{03}X_{03} + e_i . \quad (4)$$

Uz pretpostavku kako nepromatrani utjecaji imaju istu distribuciju i kako su nezavisni s obzirom na različite alternativne ishode, može se brisati indeks i vezan uz e , te se tada dobiva klasični funkcionalni oblik standardnog logit-modela. Na prikazani način klasični logit-model restriktivno ograničava mogućnost šireg opsega mogućih izvora utjecaja na ishod, pa svodi jednadžbu (2) na jednadžbu (4).

Preduvjet standardnom logit-modelu jest da je pogreška e_{itq} nezavisna i identično distribuirana, te ne dopušta koreliranost grešaka između različitih ishoda. Mješoviti logit-model tu poteškoću rješava tako pa da pogrešku dijeli na dvije nekorelirane komponente; prvu koja je heteroskedastična i korelirana s pogreškama drugih alternativnih ishoda (η), i drugu, koja je nezavisna i identično distribuirana (ε), pa tada iz jednadžbe [1] slijedi:

$$U_{itq} = \beta_q X_{itq} + (\eta_{itq} + \varepsilon_{itq}) . \quad (5)$$

Mješoviti logit-model upravo se i zove „mješoviti“ zbog funkcije koja određuje distribuciju η i ε , a kako se ovdje kombiniraju pogreške koje imaju različite vrste distribucija, rezultat je složena funkcija distribucije. Zbog toga su i rezultati dobiveni uporabom mješovitog logit-modela koje prezentiraju Jones i Hensher (2004.) znatno kompleksniji i bitno manje intuitivni i objašnjivi, a izravna interpretacija nije moguća⁸.

METODA VIŠEDIMENZIONALNIH SKALA

Metoda višedimenzionalnih skala (nadalje: MDS) popularna je metoda društvenih znanosti, osobito sociologije i psihologije. U analizi poduzeća suočenih s poslovnim poteškoćama MDS su primijenili Mar-Molinero i Serrano-Cinca (2001.). Relativno je jednostavna i intuitivna u tumačenju, te postavlja niske zahtjeve za ulazne podatke.

Snaga MDS-a leži u sposobnosti geometrijskog reprezentiranja unutarnje strukture podataka u grafičkom kontekstu euklidskog prostora niske dimenzionalnosti, čime omogućuje način interpretacije objekta istraživanja blizak ljudskoj percepciji, koja se primarno temelji na vidu, a karta objekata u prostoru

⁸ S. Jones, D. Hensher; 2004., str. 1026.

jednostavnije se i intuitivnije percipira nego niz brojeva u tablici. MDS nastoji aranžirati ulazne informacije tako da razlike među njima predstavljaju udaljenosti u višedimenzionalnom prostoru. Tako se odnosi među objektima istraživanja mogu objasniti dimenzijama prostora kojima su reprezentirani.

Također, o objektu istraživanja *a priori* se ne mora znati gotovo ništa; dostatno je imati relevantne podatke, a to je osobito korisno u studijama poslovnih poteškoća kada se ne mora prije svega znati pripada li trgovačko društvo skupini poduzeća u stečaju ili onih koji to nisu.

Računski promatrano, MDS nema egzaktnu proceduru, nego iterativno pronalazi konfiguraciju točaka u višedimenzionalnom prostoru koja najbolje aproksimira promatrane udaljenosti (tj. sličnosti/razlike). Koristi se, dakle, algoritmom funkcije minimizacije koji premješta objekte u prostoru definiranom određenim brojem dimenzija, te uspoređuje na svakom koraku koliko dobro udaljenosti među točkama predstavljaju sličnosti/razlike u ulaznim podacima. Na svakom koraku uspoređuje se stanje s prethodnim iteracijama, a proces završava kad je pronađena konfiguracija što je minimizirala nepodudaranje pronađene konfiguracije točaka u prostoru sa stvarnim, promatranim udaljenostima među podacima.

DINAMIČNI MODELI

Uobičajeno je raditi predviđanje poslovnih poteškoća na temelju podataka iz razdoblja n za razdoblje $n + 1$, te potom testirati snagu modela na nekome od razdoblja $n - t$. Na taj se način na temelju podataka iz jednoga razdoblja formira model na kojemu se testiraju podaci iz nekoga drugog, prethodnog razdoblja. No, karakteristike poduzeća mijenjaju se tijekom vrijeme, a postoje i eksterne varijable povezane s općim stanjem na tržištu.

Shumway (2001.) je svojim modelom opasnosti (eng. *hazard model*) nastojao inkorporirati i vremensku dimenziju u predviđanje stečajeva. Zavisna varijabla u Shumwayevu modelu je vrijeme koje je poduzeće provelo u skupini „zdravih“ trgovačkih društava. Rizik stečaja mijenja se s vremenom, pa je „zdravlje“ poduzeća funkcija posljednjih financijskih rezultata i starosti društva. S druge strane, klasični modeli predviđanja (npr. *Z-score*) ne mijenjaju se s vremenom, što se uočava kao bitno ograničavajući čimbenik.

Postoji nekoliko prednosti dinamičnih modela. Oni uzimaju u obzir duljinu razdoblja u kojem je u društvu postojao rizik stečaja (neka društva odu u stečaj nakon dugog razdoblja krize, a druga nakon kratkoga). Osim toga, postoje zavisne varijable koje su u određenom razdoblju važnije, to jest zavisne varijable koje se mijenjaju kroz vrijeme. Ako poduzeće postupno propada, tada se to može uočiti u dinamičnom modelu, a mogu se inkorporirati i makroekonomske varijable koje su jednake za sva poduzeća u određenom trenutku. Uza sve naznačeno, dinamični se modeli koriste i s više podataka, pa bi zato trebali biti i

pouzdaniji. Shumwayev model opasnosti je u biti binarni logit-model koji uzima svaku godinu kao zasebno opažanje. Kako poduzeća u uzorku imaju podatke za prosječno deset godina poslovanja, otprilike deset puta više podataka ima za formiranje modela, što rezultira preciznijim procjenama i boljim predviđanjima.

Koristeći se varijablama koje sadržavaju tržišnu komponentu (tržišna vrijednost, povijesni prinosi na dionice, ekstremne standardne devijacije prinosa na dionice) Shumway je oblikovao model koji klasificira 75% poduzeća u stečaju u najviši decil (vršnih 10%) poduzeća rangiranih prema vjerojatnosti stečaja.

Temeljno ograničenje za uporabu dinamičnih modela u Hrvatskoj jest nepristupačnost podataka, no kada se ustroji baza financijskih izvješća koja će biti dostupna istraživačima (po razumnoj cijeni), bilo bi i zanimljivo i korisno formirati dinamične modele za predviđanje poslovnih poteškoća.

POSTSTEČAJNI SCENARIJI

Diskriminacijska analiza može se provesti i u poststečajnom scenariju. Uobičajeno je učiniti diskriminacijsku analizu između društava u stečaju i „zdravih“ trgovačkih društava, no može se formirati i poststečajni diskriminacijski model u kojemu se nastoje separirati skupine tvrtka koje su nakon stečaja opstale (restrukturiranjem u stečaju), i koje su u stečaju likvidirane.

Casey et al. (1986.) kreirali su šest nezavisnih varijabla koje su pretpostavili dobrim prediktorima uspjeha ili neuspjeha restrukturiranja u stečaju. Te su varijable uspostavljene prema teoretskom modelu koji je predložila White (1984.).

Koristeći se probit-modelom tri varijable su se pokazale signifikantnima: promjena u ukupnoj imovini, omjer zadržane dobiti i ukupne imovine, te postotak slobodne imovine, s tim da zadnje dvije najsnažnije pridonose diskriminaciji. Na cijelom uzorku postignuta je točnost klasifikacije od 70,8%.

No, i u poststečajnom scenariju uz varijable temeljene na računovodstvenim podacima može se koristiti i neračunovodstvenim varijablama. Barniv, Agarwal i Leach (2002.) primjenjuju logističku regresiju na ukupno deset nezavisnih varijabla, i to pet financijsko-računovodstvenih i pet neračunovodstvenih, dok je zavisna varijabla ishod stečaja koji može biti trojak: 0 = kupnja dužnika kao cjeline, 1 = restrukturiranje u stečaju i 2 = likvidacija.

Koristeći se Lachenbruchovom U-tehnikom (1967.) došli su do rezultata kako su ne-računovodstvene varijable bolje u diskriminaciji ishoda stečajnog postupka, i to prije svega indikator poštenosti stečaja i ostanak top-menadžmenta, pa zaključuju kako je poželjno uključivanje i neračunovodstvenih podataka u godišnja financijska izvješća jer umnogome poboljšavaju njihovu informativnost. H-H indeks i kumulativni prinosi pokazali su se statistički insignifikantnima,

jednako kao i omjer neto-dobiti i ukupne prodaje kod računovodstvenih varijabla. Ukupna točnost klasifikacije iznosi 61,6%.

U hrvatskom okruženju zasad nije moguće razmatrati modele predviđanja post-stečajnog scenarija jer je broj restrukturiranja u stečaju vrlo malen, pa se (trenutno) ne može formirati statistički validan uzorak koji bi bio temeljem istraživanja.

NEURONSKE MREŽE

Umjetna neuronska mreža je matematičko-statistički model koji se temelji na biološkim neuronskim mrežama. Nastojeći simulirati mrežu neurona u mozgu, neuronska mreža oblikuje skupinu međusobno povezanih (umjetnih) neurona i informacijske procese među njima. Neuronske mreže rezultat su konekcionističkoga pristupa matematici, a konekcionizmom se koristi u različitim područjima, od umjetne inteligencije do filozofije. Središnje je načelo konekcionizma ideja da se mentalni fenomeni mogu objasniti isprepletenom mrežom jednostavnih jedinica. Jedinice se smatraju neuronima, a poveznice sinapsama.

Neuronska je mreža adaptivni sustav koji nema fiksnu strukturu, već mijenja svoj sastav ovisno o eksternim ili internim informacijama koje kolaju mrežom. Upotrebljava se za oblikovanje nelinearnih statističkih modela koji imaju izrazito kompleksne veze između ulaznih i izlaznih podataka, ili za pronalaženje uzorka (obrasca) u podacima.

Primamljivo je kako zapravo ne postoji definicija s konsenzusom istraživača u svezi s tim što je uopće umjetna neuronska mreža, no većina se slaže da je to mreža jednostavnih procesnih elemenata (neurona) koji na temelju veza među njima i parametara elemenata mogu prikazati kompleksne pojave.

Najatraktivnija karakteristika neuronskih mreža je njihova sposobnost učenja. Naime, ovisno o zadatku kojeg je potrebno riješiti, ili svrsi kreiranja neuronske mreže, koristeći se određenim uzorkom podataka, neuronska mreža traži funkciju koja bi ispunila namijenjen joj zadatak na optimalan način (pri čemu je optimalnost definirana minimizacijom funkcije troška).

Postoji mnoštvo paradigmi i algoritama učenja, ali i tipova arhitekture neuronskih mreža, no oni se ovdje neće detaljno obrađivati. Spomenut će se samo doprinos i specifičnosti uporabe neuronskih mreža na području predviđanja stečaja.

Kako se na području istraživanja poslovnih poteškoća koristi najsvremenijim metodama i modelima, i neuronske su mreže prihvaćene i raširene u analizi poslovnih poteškoća i stečaja, pa su brojni autori dali svoj doprinos na ovom području. Neki od njih su (kronološkim redom): Fanning et al. (1994.); Wu (1997.); Pompe, Feelders (1997.); Barniv et al. (1997.); Guoquiang

et al. (1999.); Tan, Dihardjo (2001.); Nasir et al. (2001.); Zan et al. (2004.); Sen et al. (2004.); McNelis (2005.); Beccera et al. (2005.); Perez (2006.); Tsakonas et al. (2006.). Od hrvatskih autora svakako valja spomenuti radove koje su objavili Šarlija, Benšić i Zekić-Sušac (2004. i 2006.).

Neuronske mreže potrebno je dobro poznavati prije nego što započne njihova primjena; valja oprezno i kritično pristupiti uporabi neuronskih mreža na knjigovodstvenim podacima. Trigueiros i Taffler (1996.) pokazuju kako uporaba ovakvih snažnih i intenzivnih kompjuterskih algoritama može biti neprikladna za statističku obradu ove prirode. Naime, oni upozoravaju kako neuronske mreže, koje su originalno razvijene za zadatke prepoznavanja uzoraka (npr. prepoznavanje govora, teksta itd.), nisu najprikladniji alat za obradu knjigovodstvenih podataka zbog bitno različite prirode za koju su neuronske mreže izvorno dizajnirane. Ističu se ovi problemi:

- pri prepoznavanju uzoraka broj nezavisnih varijabla je malen (tri i manje), dok se kod knjigovodstvenih podataka koristi s pet i više varijabla;
- kompleksnost odnosa pri prepoznavanju uzoraka je iznimno velika, dok su odnosi među knjigovodstvenim stavkama uglavnom relativno jednostavni;
- teorija koja opisuje pozadinu istraživanja je pri prepoznavanju uzoraka etabrirana i postojana, dok se teorije koje opisuju knjigovodstvene odnose (npr. teorije strukture kapitala) često nadmeću i nisu osobito postojane;
- i konačno najvažnije: veličina uzorka podataka kojima se koristi pri prepoznavanju uzoraka (npr. prepoznavanje govora) može biti onoliko velika koliko istraživač želi; nema gornje granice niti ograničenja jer je količina govora (što će biti baza iz koje će neuronska mreža učiti) neiscrpan resurs. Dakle, *opseg veličine baze ulaznih podataka pri prepoznavanju uzoraka nije ničim ograničen, dok su knjigovodstveni podaci itekako ograničeni*. Kako su neuronske mreže dizajnirane za prepoznavanje uzoraka, očito je kako može postojati problem u primjeni na računovodstvenim uzorcima podataka. Za istraživanje uzoraka podaci se mogu čak i umjetno kreirati (!), to jest uzorak se može računalno simulirati, dok kod društvenih znanosti nema govora o simulaciji podataka, već se mora koristiti stvarnim izvorima.

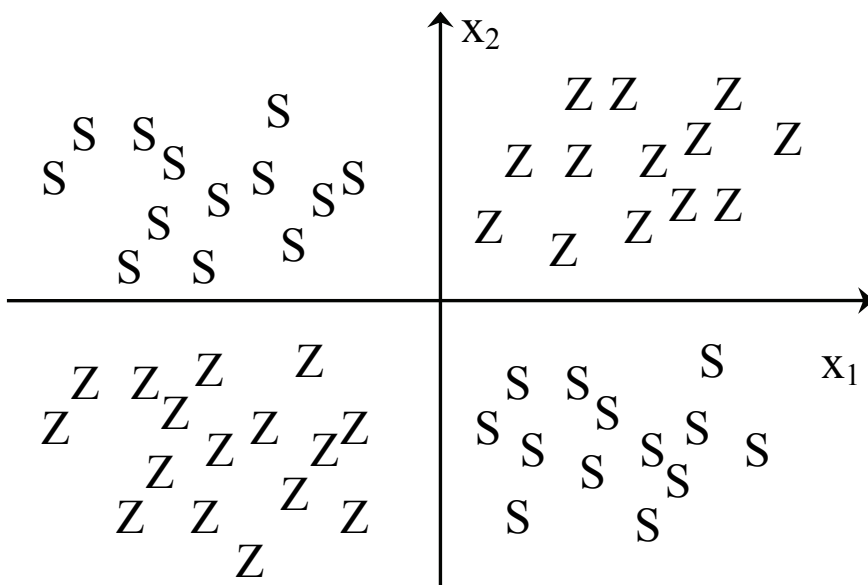
Ključna prednost je sposobnost neuronskih mreža u modeliranju kompleksnosti i u kreiranju simulacije iznimno kompleksnih odnosa, a uporaba istih tih mreža za modeliranje relativno jednostavnih odnosa, kod kojih varijable često imaju malu snagu objašnjavanja pojave (nisku signifikantnost), može donijeti malo koristi. Zatim, visoki su zahtjevi za poznavanje kompjuterskih algoritama pri uporabi neuronskih mreža.

Vrlo je bitno uočiti kako metodologija neuronskih mreža ne nudi testiranje hipoteza niti testove signifikantnosti na temelju t , F ili drugih

distribucija vjerojatnosti. Uz to, „teško je, ako ne i nemoguće, interpretirati ih ili konceptualno ih objasniti“.⁹

Umjesto jedinstvene linearne, nelinearne ili logističke jednadžbe neuronska mreža stvara nekoliko prijelaznih međumodela. Primjerice, neuronska mreža može oblikovati nekoliko različitih generaliziranih linearnih funkcija, njihove rezultate slati u nove funkcije, rezultate tih opet u treći sloj funkcija, itd. (uz to može postojati i povratna veza koja npr. rezultate trećeg sloja može, ali i ne mora, slati u prvi sloj) – sve do konačnih izlaznih vrijednosti. Niti jedan drugi statistički model ne stvara odnos između zavisne i nezavisnih varijabla uz pomoć prijelaznih, međufunkcija, te potom optimiziranjem sveukupnog modela. Jasno je da pritom ne mogu poslužiti klasični testovi signifikantnosti.

Nadmoć neuronskih mreža očituje se kod tzv. XOR problema klasifikacije, koji je u ovom radu pojašnjen na primjeru klasifikacije trgovačkih društava u stečaj i „zdravih“ društava. XOR problem klasifikacije predstavljen je u grafikonu 1.



Grafikon 1. XOR klasifikacijski problem¹⁰

⁹ D. Trigueiros; Taffler, R., 1996, str. 350

¹⁰ Izvor: modificirao autor iz Trigueiros i Taffler, 1996, str. 351.

Ako postoje dvije skupine slučajeva („zdrava“ poduzeća = Z , i poduzeća u stečaju = S) i dvije nezavisne varijable x_1 i x_2 , grafikonom 1. prikazana je sljedeća pojava:

- kada x_1 i x_2 imaju male ili velike vrijednosti, tada se promatra područje skupine Z , a
- kada x_1 i x_2 idu u suprotnim smjerovima, radi se o skupini S .

XOR klasifikacijski problem nastaje zato što ovu pojavu ne mogu opisati konvencionalne linearne ili kvadratne funkcije, a neuronske mreže mogu. One XOR problem mogu riješiti upravo zbog neurona, to jest međufunkcija, jer je svaki neuron međufunkcija i parcijalni klasifikator, te pridonosi ukupnoj snazi diskriminacije. Najveća prednost neuronskih mreža leži u mogućnosti modeliranja ovakvih kompleksnih nelinearnih odnosa. No, općenito se savjetuje¹¹ uporaba konvencionalne statističke tehnike, a ne složenih modela, kada se u području istraživanja ne očekuju XOR interakcije.

Perez (2006.) prikazuje desetogodišnji istraživački put primjene neuronskih mreža u predviđanju stečaja na analizi 24 izvedene studije, i sugerira nove moguće puteve za razvoj neuronskih mreža. Većina dosadašnjih studija uspoređuje neuronske mreže s klasičnim metodama, i rezultira zaključkom o superiornosti neuronskih mreža, no istodobno prezentiraju svoje rezultate kao preliminarne. Vrlo su rijetke usporedbe između različitih arhitektura i specifikacija neuronskih mreža, a izbor omjera temelji se na postojećoj literaturi koja je primjenjivala konvencionalne metode. Zbog toga se preporučuje uvesti nove tipove kvantitativnih i kvalitativnih podataka, nove algoritme treniranja (hibridni genetsko-tradicionalni algoritmi) i novije tipove mreža (Kohonen, itd.).

S druge strane, Trigueiros i Taffler (1996.) prikazuju pogreške koje se olako čine pri „ležernoj“ uporabi neuronskih mreža: zanemaruju se pretpostavke o kojima treba voditi računa pri paralelnim istovrsnim statističkim metodama, te se na osnovi relativno malog uzorka stvaraju kompleksne arhitekture neuronskih mreža. Primjerice, Tam i Kiang (1992.) koriste se s 19 visokokolinearnih nezavisnih varijabla i 10 neurona, što čini 190 koeficijenata koji se procjenjuju, a sve to uz 118 slučajeva na kojima temelje model – očito je kako je potpuno nadmašen broj stupnjeva slobode.

Vrlo je bitno uočiti sljedeće: kada se neuronske mreže rabe s potrebnom pozornošću, a ne poradi aplikacije neuronskih mreža kao platforme za metodološke eksperimente, može se uočiti kako uglavnom nema bitnih razlika između rezultata dobivenih s pomoću neuronskih mreža i rezultata dobivenih konvencionalnim statističkim tehnikama. Altman et al. (1994.) služili su se s devet ulaznih varijabla i pet međufunkcija (neurona), što čini 45 koeficijenata koji se procjenjuju iz uzorka od 800 poduzeća, i nisu dobili bolje rezultate od onih dobivenih višestrukom diskriminacijskom analizom. Uz to Altman et al. ističu kako je potrebno puno vremena za formiranje modela neuronskih mreža, kako

¹¹ Npr. D. Trigueiros, 1997, str. 221 – 224.

postoji iznimno naporan proces pokušaja i pogreške pri otkrivanju najbolje strukture modela, te tešku interpretabilnost dobivenih rezultata, za razliku od diskriminacijske analize.

Cilj istraživačkom procesu u znanstvenoj metodi ne bi smio biti unaprjeđenje performansi modela u uporabi, već bolje razumijevanje procesa u pozadini, a model je samo alat za rasvjetljivanje fenomena koji se istražuje. Zbog svoje heurističke naravi, neuronske je mreže teško replicirati, što dovodi u pitanju jednu od temeljnih značajka znanstvenih istraživanja: reproducibilnost. Neuronske mreže uvijek će imati prednost u kompleksnim okruženjima kada postoje snažne nelinearne korelacije i interakcije među nezavisnim varijablama, no u suprotnomu valja biti oprezan u njihovoj primjeni.

OSTALE METODE PREDVIĐANJA POSLOVNIH POTEŠKOĆA

Može se utvrditi da je područje analize i predviđanja poslovnih poteškoća jedno od najpropulzivnijih u ekonomiji uopće jer se najnovija dostignuća iz različitih grana znanosti prenose poradi predviđanja stečaja (i poslovnih poteškoća).

U tablici 1. prikazano je 14 alternativnih metoda koje su u uporabi pri predviđanju poslovnih poteškoća, te njihove prednosti, nedostaci, i određeni istraživači koji su ih primjenjivali. Ove metode su: analiza opstanka, drvo odlučivanja, neuronske mreže, *fuzzy rules* metoda, multi-logit, metoda kumulativnih suma, metoda dinamične analize povijesnih događaja (*dynamic event history analysis*), model teorija kaosa, metoda multidimenzionalnih skala, linearno ciljno programiranje, višekriterijski pristup pomoći odlučivanju (*multi criteria decision aid approach*), analiza grubih setova, ekspertni sustavi i samoorganizirajuće mape.

Tablica 1.

Neke metode istraživanja poslovnih poteškoća¹²

METODA		PREDNOSTI	NEDOSTACI	NEKI ISTRAŽIVAČI
UČESTALO KORISTENE METODE	Survival analysis (analiza opstanka)	<ul style="list-style-type: none"> - uzima u obzir vremensku dimenziju poteškoća - predviđa vrijeme nastupa stečaja - dopušta vremensko variranje nezavisnih varijabla - nema pretpostavke dihotomne zavisne varijable - nema pretpostavke distribucije - upotrebljava više podataka - dopušta nasumično cenzuriranje - jednostavna interpretacija 	<ul style="list-style-type: none"> - nije dizajnirana za klasifikaciju - pretpostavka: poduzeća u stečaju i ona koja to nisu pripadaju istoj populaciji - zahtijeva homogene duljine procesa stečaja u uzorku - podložna multikolinearnosti 	<ul style="list-style-type: none"> - Lane et al. (1986.) - Luoma & Laitinen (1991.) - Kauffman & Wang (2001.)
	Drvo odlučivanja	<ul style="list-style-type: none"> - nema snažnih statističkih zahtjeva prema ulaznim podacima - dopušta kvalitativne podatke - može se nositi s nepotpunim i „nečistim“ podacima - pristupačna za korisnika: jednostavan output - jednostavna procedura 	<ul style="list-style-type: none"> - zahtijeva specifikacije prethodnih vjerojatnosti i troškova netočne klasifikacije - pretpostavka: dihotomna zavisna varijabla - relativna važnost pojedine varijable ostaje nepoznata - ne može se direktno primijeniti 	<ul style="list-style-type: none"> - Joos et al. (1998.) - Frydman et al. (1985.)
	Neuronske mreže	<ul style="list-style-type: none"> - ne koristi se prethodno programiranom bazom znanja - sposobna analizirati kompleksne uzorke - nema restriktivnih pretpostavka - dopušta kvalitativne i „nečiste“ podatke - može „nadvladati“ autokorelaciju - pristupačna za korisnika: jednostavan output - robusna i fleksibilna 	<ul style="list-style-type: none"> - problem „crne kutije“ - ne može se direktno primijeniti - zahtijeva podatke visoke kvalitete - varijable se oprezno moraju izabrati <i>a priori</i> - rizik predbrog podudaranja podataka - zahtijeva definiciju arhitekture - dugo vrijeme procesiranja - mogućnost nelogičnog ponašanja mreže - zahtijeva velik uzorak za uvježbavanje mreže 	<ul style="list-style-type: none"> - Odom & Sharda (1990.) - Cadden (1991.) - Coats & Fant (1991., 1993.) - Fletcher & Goss (1993.) - Udo (1993.) - Wilson & Sharda (1994.) - Altman et al. (1994.) - Boritz et al. (1995.) - Back et al. (1996a) - Bardos & Zhu (1997.) - Yang et al. (1999.) - Atiya (2001.) - Neophytou et al. (2001.)
ALTERNATIVNE METODE	Fuzzy rules	<ul style="list-style-type: none"> - intuitivna baza 	<ul style="list-style-type: none"> - ovisna o arbitrarnim „if-then“ pravilima 	<ul style="list-style-type: none"> - Spanos et al. (1999.)
	filologično	<ul style="list-style-type: none"> - uzima u obzir podatke iz više godina 	<ul style="list-style-type: none"> - pretpostavka konzistentnosti signala 	<ul style="list-style-type: none"> - Peel & Peel (1988.)
	UM (Cumulative)	<ul style="list-style-type: none"> - uzima u obzir podatke iz sadašnjosti i prošlosti - kratko pamti dobre rezultate, a dugo loše 		<ul style="list-style-type: none"> - Theodossiou Kahya & Theodossiou (1996.)
	event histor	<ul style="list-style-type: none"> - promatra stečaj kao proces, a ne kao događaj - dopušta vremensko variranje varijabla - dopušta nedostatak podataka 		<ul style="list-style-type: none"> - Hill et al. (1996.)
	teori je kaos	<ul style="list-style-type: none"> - uzima u obzir podatke iz različitih razdoblja 	<ul style="list-style-type: none"> - snažna pretpostavka: poduzeća bez problema su više kaotična 	<ul style="list-style-type: none"> - Scapens et al. (1981.) - Lindsay & Campbell (1996.)
	MDS (multi-dimensional scaling)	<ul style="list-style-type: none"> - statistička karta s intuitivnom interpretacijom - robusna - dopušta visoko korelirane podatke - nema zahtjeva u svezi s distribucijom podataka - nema potrebe za redukcijom podataka 	<ul style="list-style-type: none"> - nije dinamična (vremenski) - ne može se direktno primijeniti 	<ul style="list-style-type: none"> - Mar-Moliner & Ezzamel (1991.) - Neophytou & Mar-Moliner (2001.)

¹² Izvor: modificirao autor iz S. Balcaen; H. Ooghe, 2004, str. 40 – 42.

	LGP (linear goal programming)	- nema distribucijskih zahtjeva - fleksibilna	- kompleksna	- Gupta et al. (1990.)
	(multi criteria decision aid)			- Zopoudinis (1987.) - Zopoudinis & Dimitras (1998.) - Doumpos & Zopoudinis (1999.)
	Analiza grubih setova	- dopušta kvalitativne varijable - jednostavna - pristupačna za korisnika - fleksibilna	- kvantitativne se varijable moraju kodirati kao diskretne	- Slowinski & Zopoudinis (1995.)
	Ekspertni sustavi	- dopušta kvalitativne varijable - nema statističkih distribucijskih zahtjeva - pristupačna za korisnika	- mora se programirati predefinirana baza znanja - mora se determinirati heuristika - skupa, vremenski zahtjevna - nefleksibilna - osjetljiva u pogledu nepotpunih i netočnih podataka	- Messier & Hansen (1988.)
SOM	(self organizin g. modeli)	- dopušta detektiranje regija povišenog rizika stečaja ili pogled na evoluciju stanja poduzeća - SOM s dvije razine nudi mogućnost istraživanja tipičnih puteva poteškoća	- zahtjeva prethodnu selekciju male skupine nezavisnih varijabla	- Kiviluoto & Bergius (1998.)

Opseg prethodne tablice ugrubo prikazuje i opseg nastojanja istraživača za implementacijom najsuvremenijih matematičko-statističkih dostignuća u predviđanju budućih rezultata u poslovanju trgovačkih društava.

No, s druge strane valja uočiti i kako se metode često primjenjuju bez dubinskog poznavanja njihovih specifičnosti i ograničenja, pa gotovo svaki objavljeni rad završava zaključkom kako primijenjena metoda nadmašuje ostale, što, jednostavno, nije moguće.

ISTRAŽIVANJA U REPUBLICI HRVATSKOJ

Istraživanja poslovnih poteškoća i predviđanja stečaja u Hrvatskoj su relativno oskudna. Ima nekoliko radova na tom području, no kako se ne bi preuranilo sa zaključkom kako su radovi malobrojni, a postignuća slaba i/ili ograničena, valja uzeti u obzir sljedeće:

- u Hrvatskoj nema duge tradicije poslovanja u tržišnim uvjetima pa su i stečajevi donedavno bili novost,
- podaci su i više nego oskudni (sukladno prethodnome), a ključni akteri su nepristupačni,
- akademska zajednica dugo je bila opterećena obveznim promatranjem ekonomskih pojava sukladno socijalističko-komunističkim paradigmatama, koje su iskrivljavale bit stečaja,

- kada podaci i postoje, potrebna je relativno visoka razina poznavanja ekonometrijskih modela, za što poslovna (pa čak i dijelom akademska) zajednica nije adekvatno educirana, te je zato i krug potencijalnih korisnika relativno malen.

Imajući prethodno na umu, treba pozdraviti sve domaće korake na području istraživanja stečaja, i uvažiti određena ograničenja koja kod ovakvih radova izlaze na vidjelo, osobito u situaciji kada ih se komparira s inozemnim istovrsnim istraživanjima.

Među prvima valja istaknuti rad Pejić-Bach (1997.). Taj je članak rudimentarni prikaz metode diskriminacijske analize, te na nespecificiranom¹³ primjeru pokazuje opću primjenu te metode u predviđanju stečaja. Promatrajući iz suvremene perspektive može se uočiti nekoliko diskutabilnih momenata u tom radu, no valja uzeti u obzir prethodno navedene ograničavajuće čimbenike i dati važnost tim inicijalnim koracima.

Novak (2003.) objavljuje prvi suvremeniji rad gdje aplicira diskriminacijsku analizu, logit-model i metodu višedimenzionalnih skala na uzorku podataka od 38 banaka, za koje je izračunao osam omjera. Umjesto predviđanja stečaja istraživanje se fokusiralo na predviđanja poslovnih poteškoća, i to zbog specifičnih događaja u bankarskom sustavu Republike Hrvatske, gdje su neke banke koje su se našle u dubokim krizama sanirane, za druge je pokrenut stečaj, kod nekih nije učinjeno ni to, a treće su napravile zaokret u suradnji sa strateškim partnerom. To potvrđuje kako stečaj još nije zaživio kao proces filtriranja neefikasnih trgovačkih društava.

U svome magistarskom radu Crnković (2005.) se koristi diskriminacijskom analizom, logit-modelom i metodom višedimenzionalnih skala na uzorku podataka iz jedne domaće banke za predviđanje poslovnih poteškoća trgovačkih društava. Rezultati su objavljeni u Novak i Crnković (2007.).

Paralelno s izradbom Crnkovićeva magistarskog rada, Sajter (2005.) također izrađuje vlastiti magistarski rad, pa se koristi istim metodama na kumulativnim podacima hrvatskih banaka poradi ex-post predviđanja hrvatske bankovne krize s kraja 1990-ih. Zajedničko i ključno za te magistarske radove (uz mentorstvo prof. B. Novaka) je postojanje baze podataka na kojima su se istraživanja mogla provesti.

Vitezić (2006.) navodi nužnost uključivanja i kvalitativnih pokazatelja u financijsku analizu, ističe ulogu menadžmenta i naglašava kako sigurnog modela za prognoziranje neuspjeha i stečaja nema.

Zenzerović i Peruško (2006.) iznose prikaz najčešće rabljenih metoda za predviđanje stečaja uz njihove specifičnosti, pa navode ključne autore na tom području. Ističu kako su ti modeli formirani na temelju podataka za američka

¹³ Na uzorku od 15 poduzeća, od čega je sedam u stečaju, te uz dva omjera izveden je prikaz modela diskriminacijske analize. Pritom nije jasno jesu li podaci stvarni ili fabricirani radi primjera.

poduzeća iz 1960-ih i 1970-ih, te kako se „[...] nameće potreba izvođenja modela za predviđanje stečaja poslovnih subjekata koji obavljaju djelatnost u tranzicijskim gospodarstvima, odnosno gospodarstvima niže razvojne razine.“¹⁴ Također ističu kako je u analizu potrebno uključiti i kvalitativne pokazatelje.

U širem smislu mogli bi se navesti i radovi koji obrađuju kredit-skoring modele i druge srodne radovi što nastoje predvidjeti budućnost poslovanja u određenome trgovačkom društvu.

ZAKLJUČAK

Područje istraživanja poslovnih poteškoća bogato je različitim metodama i modelima, no za njihovu širu primjenu u Hrvatskoj postoje određene prepreke. Prije svega, to je educiranost istraživača na području ekonometrije. Zatim je tu nepristupačnost podataka – dobiti veći broj financijskih izvješća za veći raspon godina uz razuman trošak često je neizvedivo. Konačno, kada postoji i educiranost istraživača i kada se izvješća napokon pribave, uočava se kako su ulazni podaci najčešće nevjerodostojni, pa otvorenje stečaja nije obvezno posljedica lošeg poslovanja.

Zbog toga se ovo područje Hrvatskoj još uvijek pretežno temelji na analizi kvalitativnih varijabla kao što su kompetencije menadžmenta, utjecaj i značenje poslovanja na lokalnu zajednicu, snaga političkih utjecaja, i drugih.

BIBLIOGRAFIJA

Altman, Edward (1968): **Financial ratios, Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy**, The Journal of Finance, Vol. XXIII, No. 4

Altman, Edward; Marco, Giancarlo; Varetto, Franco (1994); **Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)**, Journal of Banking & Finance, Elsevier, vol. 18 (3), str. 505 - 529

Altman, Edward; Hotchkiss, Edith (2006): **Corporate Financial Distress and Bankruptcy**, Wiley Finance

Altman, E.; Haldeman, R.; Narayanan, P. (1977): **ZETA™ Analysis**, Journal of Banking & Finance; Vol. 1, Issue 1

Balcaen, S.; Ooghe, H. (2004): **Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classic statistical methods?**, Vlerick Leuven Gent Management School Working Paper Series 2004-16, Vlerick Leuven Gent Management School, str. 40-42

¹⁴ Zenzerović i Peruško, 2006, str. 149

Balcaen, Sofie; Ooghe, Hubert (2006): **35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems**, The British Accounting Review, 38, str. 63–93

Barniv R, Agarwal A, Leach R. (1997): **Predicting the outcome following bankruptcy filing: a three-state classification using neural networks**. International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, vol. 6, no.3, str. 177-94

Barniv, R.; Agarwal, A.; Leach, R. (2002): **Predicting Bankruptcy Resolution**, Journal of Business Finance & Accounting, Volume 29, Issue 3&4, str. 497-520

Beaver, William (1966): **Financial Ratios as Predictors of Failure**, Journal of Accounting Research, Vol. 4, Issue 3, Supplement, str. 71

Becerra V.M., Galvao R.K.H., Abou-Seada M. (2005): **Neural and wavelet network models for financial distress classification**, Data Mining and Knowledge Discovery, vol.11, no.1, str. 35-55

Benšić, M.; Šarlija, N.; Zekić-Sušac, M. (2004): **Modeling Small Business Credit Scoring Using Logistic Regression, Neural Networks, and Decision Trees**, Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, Volume 13, Issue 3, str. 133 - 150.

Casey, C.; McGee,V.; Stickney, C. (1986): **Discriminating Between Reorganized and Liquidated Firms in Bankruptcy**, Accounting Review, Vol. 61 Issue 2, str. 249-262

Crnković, Ivica (2005): **Predviđanje poslovnih poteškoća dužnika banke na osnovi podataka iz temeljnih financijskih izvješća**, magistrski rad, Ekonomski fakultet u Osijeku

Fanning, Kurt; Cogger, Kenneth (1994): **A Comparative Analysis of Artificial Neural Networks Using Financial Distress Prediction**, International Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance & Management, Vol. 3 Issue 4, str. 241-252

Fitzpatrick, Paul (1931): **Symptoms of Industrial Failures**, Catholic University of America Press

Fitzpatrick, Paul (1932): **A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Companies**, The Accountants Publishing Company

Gilman, S. (1925): **Analyzing financial statements**, The Ronald Press Company, str. 111-112

Guoqiang Zhang, Michael Y. Hu, B. Eddy Patuwo, Daniel C. Indro (1999): **Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis**, European Journal of Operational Research, Volume 116, Issue 1, str. 16-32

Horrigan, James (1965): **Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis**, Accounting Review, Vol. 40 Issue 3

Jones, Stewart; Hensher, David (2004): **Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model**, Accounting Review, Vol. 79, Issue 4, str. 1011-1038

Lachenbruch, P. A. (1967): **An Almost Unbiased Method for Obtaining Confidence Intervals for the Probability of Misclassification in Discriminant Analysis**, *Biometrics*, Vol 23, str. 639-645

Lev, Baruch; Sunder, Shyam (1979): **Methodological Issues in the Use of Financial Ratios**, *Journal of Accounting & Economics*, Vol. 1 Issue 3

Mar-Molinero, Cecilio; Serrano-Cinca, Carlos (2004): **Bank failure: a multidimensional scaling approach**, *European Journal of Finance*, Vol. 7 Issue 2

McDonald, Bill; Morris, Michael H. (1984): **The Statistical Validity Of The Ratio Method In Financial Analysis**, *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 11 Issue 1

McNelis, Paul (2005): **Neural networks in finance: gaining predictive edge in the market**, Elsevier Academic Press, London

Merwin, Charles (1942): **Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries in 1926-1936**, National Bureau of Economic Research

Nasir, M.L.; John, R.I.; Bennett, S.C.; Russell, D.M. (2001): **Selecting the neural network topology for student modelling of prediction of corporate bankruptcy**, *Campus-Wide Information Systems*; Vol. 18 Iss. 1

Novak, Branko (2003): **Predviđanje poslovnih teškoća banaka u Republici Hrvatskoj na temelju javno dostupnih financijskih pokazatelja**, *Ekonomski pregled*. 54, 11-12; str. 904-924

Novak, Branko; Crnković, Ivica (2007): **Klasifikacija dužnika banke prema razini poslovnih problema na osnovi podataka iz temeljnih financijskih izvješća**, *Ekonomski pregled*, br. 58 / 1-2, Zagreb, str. 41-71

Ohlson, R. (1980): **Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy**, *Journal of Accounting Research*, Vol. 18., No. 1.

Pejić-Bach, Mirjana (1997): **Primjena modela diskriminacijske analize i financijskih pokazatelja u prognoziranju bankrota poduzeća**, *Računovodstvo i financije*, 1, str. 515-532

Perez, Muriel (2006): **Artificial neural networks and bankruptcy forecasting: a state of the art**, *Neural Computing & Applications*, Vol. 15 Issue 2, str. 154-163

Pompe, P. P. M.; Feelders, A. J. (1997): **Using Machine Learning, Neural Networks, and Statistics to Predict Corporate Bankruptcy**, *Computer-Aided Civil & Infrastructure Engineering*, Vol. 12 Issue 4

Ramser, J. R.; Foster, L. (1931): **A Demonstration of Ratio Analysis**, *Bulletin No.40*, Urbana, University of Illinois, Bureau of Business research

Sajter, Domagoj (2005): **Rano predviđanje poslovnih poteškoća banaka**, magistarski rad, Sveučilište J. J. Strossmayera u Osijeku, Ekonomski fakultet u Osijeku

Sen, Tarun K.; Ghandforoush, Parviz; Stivason, Charles T. (2004): **Improving Prediction of Neural Networks: A Study of Two Financial Prediction Tasks**, *Journal of Applied Mathematics & Decision Sciences*, Vol. 8 Issue 4, str. 219-233

Shumway, Tyler (2001): **Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model**, Journal of Business; Vol. 74 Issue 1, str. 101 - 125

Smith, Raymond; Winakor, Arthur (1930): **A Test Analysis of Unsuccessful Industrial Companies**, Bulletin No.31, Urbana, University of Illinois, Bureau of Business research

Smith, Raymond; Winakor, Arthur (1935): **Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations**, Bulletin No.51, Urbana, University of Illinois, Bureau of Business research

Šarlija, N.; Benšić, M.; Zekić-Sušac, M. (2006): **Logistic regression, survival analysis and neural networks in modeling customer credit scoring**, WSEAS Transactions on Business and Economics, Issue 3, Volume 3

Tan, Clarence; Dihadjo, Herlina (2001): **A study of using artificial neural networks to develop an early warning predictor for credit union financial distress with comparison to the probit model**, Managerial Finance; Volume 27 Issue 4

Tam, K.; Kiang, M. (1992): **Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions**, Management Sciences. Vol. 38. No. 7., str. 926-947

Trigueiros, Duarte; Taffler, Richard (1996): **Neural Networks and Empirical Research in Accounting**, Accounting & Business Research, Vol. 26 Issue 4, str. 347-355

Trigueiros, Duarte (1997): **Comment**, European Journal of Finance, Vol. 3 Issue 3, str. 221-224

Tsakonas, A.; Dounias, G.; Doumpos, M.; Zopounidis, C. (2006): **Bankruptcy prediction with neural logic networks by means of grammar-guided genetic programming**, Expert Systems with Applications, Vol. 30 Issue 3, str. 449-461

Vitezić, Neda (2006): **Predviđanja stečaja i indikatori ranog upozorenja**, Financijsko restrukturiranje profitnog i neprofitnog sektora u Hrvatskoj, Hrvatska zajednica računovođa i financijskih djelatnika, Zagreb, str. 195-203

White, M. (1984): **Bankruptcy Liquidation and Reorganization**, Handbook of Modern Finance, poglavlje 35, Warren, Gorham & Lamont

Wu, Rebecca (1997): **Neural network models: Foundations and applications to an audit decision problem**, Annals of Operations Research, Vol. 75 Issue 1-4, str.291-301

Zan Huang, Hsinchun Chen, Chia-Jung Hsu, Wun-Hwa Chen, Soushan Wu (2004): **Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study**, Decision Support Systems, Volume 37, Issue 4, str. 543-558

Zenzerović, Robert; Peruško, Ticijan (2006): **Kratki osvrt na modele za predviđanje stečaja**, Ekonomska istraživanja, 19-2, str. 132-151

Domagoj Sajter Ph. D.

Senior assistant
Faculty of Economics, Osijek
E-mail: sajter@efos.hr

THE SURVEY OF CERTAIN METHODS AND BUSINESS DIFFICULTIES OR BANKRUPTCY PREDICTION RESEARCHES***Summary***

Predicting business difficulties and bankruptcy as a case of extreme business difficulty, is expanding significantly and has already become very popular. The most up-to-date methods and models from different scientific areas are being applied in order to properly inform stakeholders about upcoming events in the companies.

This article presents certain key points in the development of this area of economy, accentuating several relevant authors and their research, with specific emphasis on the Republic of Croatia and Croatian papers. Mixed logit model and Neural networks are stressed out as tools of bankruptcy prediction whose wider application in Croatia is still expected.

Keywords: bankruptcy, business difficulties, neural networks, mixed logit model.

JEL classification: C45, M49

