

MODELI ZA PREDVIĐANJE POSLOVNIH POTEŠKOĆA

Jozo Piljić¹

SAŽETAK

Istraživanja i predviđanja poslovnih poteškoća popularna su kako u akademskom tako i u poslovnom svijetu. Razvijena je vrlo profitabilna djelatnost raznih vrsta savjetnika, procjenitelja, konzultanata, kontrolera, kreditnih i drugih organizacija što svakodnevno prikupljaju najrazličitije podatke koje obrađuju i nude ih na tržištu. Ključni korak učinio je Altman, formiravši jednostavan, praktično primjenjiv i koristan model klasifikacije društava u skupinu kandidata za stečaj i u skupini „zdravih“ društava. Kralicek-ov Quicktest (brzi test) koristi se za procjenjivanje financijske uspješnosti društva i rentabilnosti. Ohlson 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 upotrebi višestruke diskriminacijske analize. Razvijeni su brojni modeli za predviđanje poslovnih poteškoća.

KLJUČNE RIJEČI: poslovne poteškoće, stečaj, neuronske mreže

MODELS FOR PREDICTION OF BUSINESS DIFFICULTIES

SUMMARY

Research and prediction of business difficulties is popular both in academia and in the business world. A very profitable activity of various types of advisors, appraisers, consultants, controllers, credit and other organizations has been developed, which daily collect a wide variety of data that they process and offer on the market. The key step was taken by Altman, who formed a simple, practically applicable and useful model for the classification of companies into the group of candidates for bankruptcy and into the group of “healthy” companies. Kralicek’s Quicktest is used to assess a company’s financial performance and profitability. With his research, Ohlson tried to distance himself from the techniques that were common until then when analyzing the possibility of bankruptcy, in order to avoid the statistical-methodological problems that appear when using multiple discrimination analysis. Numerous models have been developed to predict business difficulties.

KEYWORDS: business difficulties, bankruptcy, neural networks

¹ Prof. dr Jozo Piljić, Fakultet poslovne ekonomije, Sveučilište/Univerzitet “VITEZ” Vitez, Bosna i Hercegovina, e-mail: jpiljic@yahoo.com

UVOD

Istraživanja i predviđanja poslovnih poteškoća popularna su kako u akademskom tako i u poslovnom svijetu. Svakodnevno vjerovnici diljem svijeta pozajmljuju velike iznose financijskih sredstava, a svakom racionalnom pozajmljivanju prethodi analiza kreditne sposobnosti i predviđanje dužnikova budućeg poslovanja. Nauka nastoji poslovnom okruženju pružiti kvalitetne alate za ocjenu trenutne financijske pozicije i predviđanje budućeg stanja potencijalnih dužnika. Razvijena je vrlo profitabilna djelatnost raznih vrsta savjetnika, procjenitelja, konzultanata, kontrolera, kreditnih i drugih organizacija što svakodnevno prikupljaju najrazličitije podatke koje obrađuju i nude ih na tržištu. U stečaju Enrona na usluge savjetnika potrošeno je oko jedne milijarde dolara.

Ključni korak učinio je Altman, formiravši jednostavan, praktično primjenjiv i koristan model klasifikacije društava u skupinu kandidata za stečaj i u skupini „zdravih“ društava. Nakon toga rada može se promatrati mnoštvo drugih istraživanja koja repliciraju Altmanov model; uglavnom se radi o nekoj vrsti rangiranja društava i to koristeći se 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 popularnosti i povećanja značenja predviđanja poslovnih poteškoća. Kako 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.

ALTMANOV Z-SCORE MODEL

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

Za rano otkrivanje slabe financijske situacije društva, koja može za posljedicu imati stečaj društva, zainteresirani su vlasnici kapitala, banke, vjerovnici, radnici država i drugi. Altman Z-Score pokazatelj je relativno učinkovit i upotrebljava se vrlo često.

Iz originalnog pokazatelja - **Original Z - Score** izvedena su još dva oblika:

- **A Z - Score – za proizvodna društva i**
- **B Z - Score - za neproizvodna društva.**

Altman Z-Score pokazatelj daje ocjenu u rasponu od –4 do +8. Razlika između ova tri modela je samo u granicama vjerojatnosti odlaska u stečaj što je prikazano u tabeli 1.:

Tabela 1. Altman Z-Score pokazatelj

Z-Score model	Raspon ocjene (od –4 do +8) – Rizik stečaja			
	Vrlo mali	« Sivo područje »		Vrlo veliki - 95%
		Zabrinutost	U roku dvije god.	
Originalni Z-Score	$\geq 3,0$	2,99-2,79	2,78-1,81	1,80 \geq
A Z-Score	$\geq 2,9$	2,89-2,69	2,68-1,24	1,23 \geq
B Z-Score	$\geq 2,6$	2,59-2,39	2,38-1,11	1,10 \geq

Što je veća ocjena, financijska situacija je jača, rizik stečaja je manji i obratno što je ocjena manja, financijska situacija je slabija i rizik stečaja je veći.

Podaci potrebni za omjere koji služe za izračunavanje Z-Score pokazatelja za tri društva prikazani su u tabeli 2.:

Tabela 2. Podaci potrebni za omjere koji služe za izračunavanje Z-Score pokazatelja u 000 KM

Rb	Pozicija	Društvo A	Društvo B	Društvo C
1.	Dobit prije odbitka kamata i poreza - EBIT	1.000	1.500	5.000
2.	Ukupna imovina - aktiva	1.000.000	120.000	100.000
3.	Prihodi od prodaje	200.000	250.000	110.000
4.	Glavnica	900.000	25.000	1.000
5.	Ukupne obveze	150.000	40.000	60.000
6.	Kratkotrajna imovina	50.000	30.000	20.000
7.	Akumulirana dobit / Preneseni gubitak	-50.000	10.000	1.000

Pozicije iz tabele 2. stavljaju se u međusobni odnos i množe se koeficijentima, što je prikazano u tabeli 3.

Tabela 3. Izračunavanje Z-Score pokazatelja

Rb	Omjer	Ko	Društvo A	Društvo B	Društvo C
1.	Kratkotrajna imovina Aktiva	1,2	0,060	0,300	0,240
2.	Zadržana dobit Aktiva	1,4	-0,070	0,117	0,014
3.	EBIT Aktiva	3,3	0,003	0,041	0,165
4.	Glavnica Ukupne obveze	0,6	3,600	0,375	0,010
5.	Prihodi od prodaje Aktiva	0,999	0,200	2,081	1,099
	Z-Score		3,793	2,914	1,528

Iz tabele 3. može se zaključiti da se za izračunavanje ovog sustavnog pokazatelja u najvećem broju slučajeva uzima vrijednost ukupne imovine.

Kod društva «A» Z-Score iznosi 3,793 te ulazi u kriterij vrlo malog rizika stečaja. Društvo «A» iako prenosi gubitak iz prošlih godina, nema rizika stečaja jer je izrazito visok omjer glavnice u odnosu na ukupne obveze. Sposobnost stvaranja dobiti je vrlo niska s obzirom na relativno visoku vrijednost ukupne imovine. Iz navedenog proizlazi da je u društvu «A» stabilna financijska situacija ali da nije privlačno za investitore s obzirom na nisku stopu povrata.

Kod društva «B» Z-Score iznosi 2,914 te prema kriteriju pokazatelja «originalnog Z - Score» ulazi u zonu «sivog» područja zabrinjavajuće financijske situacije, što upućuje na poduzimanje odgovarajućih mjera u cilju poboljšanja financijske situacije društva.

Kod društva «C» Z-Score iznosi 1,528 te prema kriteriju pokazatelja «originalnog Z-Score» ulazi u zonu vrlo velikog rizika stečaja, što upućuje na hitno poduzimanje odgovarajućih mjera u cilju poboljšanja financijske situacije društva i izbjegavanja rizika stečaja.

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 izradi ZETA modela uzorak se sastojao od 53 poduzeća u stečaju i 58 poduzeća koja nisu. Specifičnost ovog modela je 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 koristeći 27 varijabli a konačno je izveden model sa sedam varijabli: prinos na imovinu (*bruto dobit/ukupna imovina*), stabilnost prinosa, servisiranje duga (*zarada prije poreza i kamata/ukupno plaćene kamate*), kumulativna profitabilnost (*omjer zadržane zarade i ukupne imovine*), likvidnost (*kratkotrajna imovina/kratkoročne obveze*), kapitalizacija (*udio vlastitog kapitala u ukupnom kapitalu*) i veličina poduzeća.

Uspješnost klasifikacije:

Godine prije uspjeha/neuspjeha	Neuspješna poduzeća	Uspješna poduzeća
1	96.2%	89.7%
2	84.9%	93.1%
3	74.5%	91.4%

KRALICEK-ov QUICKTEST (BRZI TEST)

Kralicek-ov Quicktest (brzi test) koristi se za procjenjivanje financijske uspješnosti društva i rentabilnosti. Za izračunavanje ovog sustavnog pokazatelja koriste se slijedeći omjeri: rizičnost financiranja, likvidnost, rentabilnost i uspješnost.

Jedinstvena ocjena se daje u rasponu od 1 do 5, pri čemu je ocjena 1 najveća. U tabeli 4. prikazani su podaci koji služe za izračunavanje navedenih omjera.

Tabela 4. Podaci za izračunavanje omjera u 000 KM

R.b	Pozicija	Društvo A	Društvo B	Društvo C
1.	Kratkotrajna imovina	90.000	30.000	60.000
2.	Zalihe	20.000	10.000	15.000
3.	Vlastiti kapital	35.000	15.000	80.000
4.	Ukupne obveze	150.000	65.000	15.000
5.	Ukupni kapital i obveze	185.000	80.000	95.000
6.	Poslovni prihodi	150.000	90.000	80.000
7.	Kamate	5.000	3.000	500
8.	Amortizacija	4.000	2.000	1.000
9.	Dobit poslije oporezivanja	3.000	1.500	-5.000

U tabeli 5. izračunati su omjeri na temelju podataka iz tabele 4.

Tabela 5. Izračunati omjeri

Rb	Omjer	Društvo A		Društvo B		Društvo C	
		Koef	Ocjena	Koef	Ocjena	Koef	Ocjena
1.	Vlastiti kapital Ukupno kapital i obveze	19%	2	19%	2	84%	1
2.	Ukup.obveze – kratkor.imovina Dobit poslije oporez. + amortizac.	9	3	10	3	11	3
3.	Dobit poslije oporez. + kamate Ukupno kapital i obveze	4%	4	6%	4	-5%	5
4.	Dobit poslije oporez. +amortizac. Poslovni prihod	5%	3	4%	4	-5,0%	5
	Quicktest – brzi test		3,0		3,25		3,5

U tabeli 6.. prikazana je skala rangiranja na temelju čega su dane ocjene u tabeli 5.:

Tabela 6. Skala rangiranja

Rb	Pokazatelj	Izvršno (1)	Vrlo dobro (2)	Dobro (3)	Loše (4)	Opasnost od inso- lventn.(5)
1.	Koeficijent vlastitog financiranja	>30	>=20	>=10	<10	Negativan rezultat
2.	Vrijeme otplativosti duga u godinama	<3	<=5	<=12	<=30	>30
3.	Stopa rentabilnosti ukupnog kapitala	>15	>12	>=8	<8	Negativan rezultat
4.	Udio gotovinskog toka u poslovnom prihodu	>10	>=8	>=5	<5	Negativan rezultat

Srednja vrijednost prva dva pokazatelja dodatno se koriste za ocjenu financijske stabilnosti a srednja vrijednost druga dva pokazatelja se koriste za ocjenu uspješnosti i rentabilnosti poslovanja društva, što je prikazano u tabeli 7.

Tabela 7. Ocjena uspješnosti i rentabilnosti poslovanja društva

Pokazatelj		Društvo A	Društvo B	Društvo C
Koeficijent vlastitog financiranja	Pokazatelj finan- cijske stabilnosti	2	2	1
Vrijeme otplativosti duga u godinama		2,5	2,5	2
Stopa rentabilnosti ukupnog kapitala	Pokazatelj uspješ- nosti i rentabilno- sti poslovanja	3	3	3
Udio gotovinskog toka u poslovnom prihodu		4	4	5
		3,5	4	5
		3	4	5

Prema Kralicek-ovom Quicktestu društvo «A» ima najbolju konačnu ocjenu 3, zatim društvo «B» 3,25 a najslabiju društvo «C» 3,5. Društvo «A» i «B» posluje rentabilno i relativno uspješno. Društvo «C» ostvarilo je gubitak, ali ima izvrsnu financijsku sigurnost zato što ima visoko učešće 84% vlastitog kapitala u ukupnim izvorima. Rentabilnost i uspješ-

nost je negativna. Društvo «C» bi moralo poduzeti odgovarajuće mjere u cilju povećanja rentabilnosti i uspješnosti poslovanja. Društvo «C» nije privlačno za investitore s obzirom na nisku stopu povrata.

STANDARDNI LOGIT-MODEL

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

Kako bi izbjegao neke probleme MDA pristupa, Ohlson je (1980) bio prvi koji je upotrijebio logističku regresiju u predviđanju stečajna poduzeća koristeći se objavljenim financijskim izvještajima. Otkrio je negativnu korelaciju između vjerojatnosti stečajna i veličine, profitabilnosti i likvidnosti poduzeća, te pozitivnu korelaciju između vjerojatnosti stečajna i zaduženosti poduzeća.

Ohlson je prikupio je podatke za 105 poduzeća koja su završila u stečajnu u razdoblju od 1970. do 1976., te odabrao 2.058 poduzeća koja nisu završila sa stečajem (udio poduzeća u stečajnu 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 stečajnu, dok je 12,4% poduzeća u stečajnu svrstano u skupinu bez problema. Koristeći se višestrukoum diskriminacijskoum analizoum 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.“

Otada se logistička regresija uveliko primjenjuje za razvijanje modela stečajna poduzeća koja se ne listaju na burzi, a ispitivano je mnoštvo eksplanatornih varijabli (varijable koje su u izravnoj vezi s funkcijoum kriterija). Nastavak Ohlsonova istraživanja uključuje, među ostalim, istraživanje koje su proveli Platt i Platt (1990), a kojim su razvijeni modeli za posebne gospodarske djelatnosti i otkriveno da vjerojatnost stečajna ovisi o sektoru u kojemu poduzeće posluje.

Bernhardsen je (2001) uveo specifikaciju logit-modela koja uzima u obzir fleksibilne stope kompenzacije, što je suprotno uobičajenoj specifikaciji koja se primjenjuje u modelu predviđanja stečajna u kojim su stope prema kojim dvije varijable mogu zamijeniti jedna drugu (uz nepromijenjeni predviđeni rizik) konstantne. Popis eksplanatornih varijabli sadržavao je pokazatelje likvidnosti, profitabilnosti, vlastitog financiranja i zaduženosti, starost i veličinu tvrtke te neke pokazatelje specifične za djelatnost. Uz financijske omjere, Lykke, Pedersen i Vinther (2004) otkrili su da su kvalitativne nefinancijske varijable važne za objašnjenje vjerojatnosti stečajna danskih poduzeća. Među ostalim, vjerojatnost stečajna povećavaju kritički komentari revizora i smanjenje osnove kapitala.

Charitou, Neophytou i Charalambous (2004) u predviđanju financijskih problema istraživali su inkrementalni sadržaj podataka novčanog toka od primarne djelatnosti. Upotrijebili su i logit-metodologiju i neuralne mreže kako bi razvili model predviđanja za industrijska poduzeća u Ujedinjenom Kraljevstvu te otkrili da se oba modela mogu iskoristiti za predviđanje stečajna. Njihovi empirijski rezultati pokazuju da novčani tok od glavne djelatnosti poduzeća (zajedno s drugu dva financijska pokazatelja) u predviđanju stečajna poduzeća ima diskriminatornu moć.

Rad Jacobsona i suradnika (2008) empirijski dokazuje da dodavanje makroekonomskih podataka u jednostavne logističke modele s faktorima koji su specifični za određeno poduzeće pridonosi objašnjenju vjerojatnosti neurednog podmirivanja obveza. Takav rezultat navodi na zaključak da makroekonomski faktori mijenjaju distribuciju rizika od neurednog podmirivanja obveza tokom vremena, zbog čega su najvažniji izvor određivanja razine rizika od neurednog podmirivanja obveza.

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 radi predviđanja stečaja i poslovnih poteškoća.

U tabeli 8. prikazano je 14 alternativnih metoda koje su u upotrebi pri predviđanju poslovnih poteškoća, te njihove prednosti, nedostaci, i određeni istraživači koji su ih primjenjivali. Te 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 - MCDA*), analiza grubih setova, ekspertni sustavi i samo-organizirajuće mape.

Tabela 8. Neke metode istraživanja poslovnih poteškoća

METODA	PREDNOSTI	NEDOSTACI	NEKI ISTRAŽIVAČI	
UČESTALO KORIŠTENE METODE	Survival analysis (analiza opstanka)	<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 stečajeva u uzorku - podložna multikolinearnosti 	<ul style="list-style-type: none"> - Lane et al. (1986.) - Luoma & Laitinen (1991.) - Kauffman & Wang (2001.) 	
	Stablo 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 predobrog podudaranja podataka - zahtijeva definiciju arhitekture - dugo vrijeme procesiranja - mogućnost nelogičnog ponašanja mreže - zahtijeva velik uzorak za uvježbavanje mrež 	<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	- intuitivna baza	- ovisna o arbitrarnim „if-then“ pravilima	- Spanos et al. (1999.)
	Multi-logit	- uzima u obzir podatke iz više godina	- pretpostavka konzistentnosti signala	- Peel & Peel (1988.)
	Metoda kumulativnih zbrojeva	- uzima u obzir podatke iz sadašnjosti i prošlosti - kratko pamti dobre rezultate, a dugo loše		- Theodossiou Kahya & Theodossiou (1996.)
	Metoda dinamične analize povijesnih događaja	- promatra stečaj kao proces, a ne kao događaj - dopušta vremensko variranje varijabla - dopušta nedostatak podataka		- Hill et al. (1996.)
	Model teorije kaosa	- uzima u obzir podatke iz različitih razdoblja	- snažna pretpostavka: poduzeća bez problema su više kaotična	- Scapens et al. (1981.) - Lindsay & Campbell (1996.)
	MDS – Metoda multidimenzionalnih skala	- statistička karta s intuitivnom interpretacijom - robusna - dopušta visoko korelirane podatke - nema zahtjeva u svezi s distribucijom podataka - nema potrebe za redukcijom podataka	- nije dinamična (vremenski) - ne može se direktno primijeniti	- Mar-Molinero & Ezzamel (1991.) - Neophytou & Mar-Molinero (2001.)
	LGP – Linearno ciljno programiranje	- nema distribucijskih zahtjeva - fleksibilna	- kompleksna	- Gupta et al. (1990.)
	MCDA			- 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 – Samoorganizir. mape	- 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.)	

Izvor: S. Balcaen; H. Ooghe, 2004, str. 40 – 42

Opseg tabele 1. ugrubo prikazuje i opseg nastojanja istraživača za implementacijom najsvremenijih matematičko-statističkih dostignuća u predviđanju budućih rezultata u poslovanju privrednih društava.

ZAKLJUČAK

Područje istraživanja poslovnih poteškoća bogato je različitim metodama i modelima. Istraživanja poslovnih poteškoća i predviđanja stečaja u Bosni i Hercegovini su relativno oskudna zbog nepristupačnosti podataka kao i zbog nedovoljne educiranosti istraživača.

LITERATURA

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.
2. 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.
3. Pejić-Bach Mirjana (1997): *Primjena modela diskriminacijske analize i financijskih pokazatelja u prognoziranju bankrota poduzeća*, Računovodstvo i financije, 1, str. 515-532.
4. Piljić Jozo (2012): *Analiza financijskih izvještaja - Utjecaj izbora i primjene računovodstvenih politika na financijski položaj i uspješnost poslovanja gospodarskog društva* -, «OFF-SET», Tuzla.
5. Sajter Domagoj (2009): *Pregled određenih metoda i istraživanja poslovnih poteškoća uz predviđanje stečaja*, Ekonomska misao i praksa, broj 2, str. 429-452.
6. 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.
7. Zenzerović Robert; Peruško Ticijan (2006): *Kratki osvrt na modele za predviđanje stečaja*, Ekonomska istraživanja, 19-2, str. 132-151.