

## LOGIT MODELI ZA PREDVIĐANJE STEČAJA

*Sanja Vlaović Begović<sup>1</sup>, Visoka poslovna škola strukovnih studija, Novi Sad*

**Sažetak:** Pokretanje stečaja preduzeća predstavlja glavni pokretač kreditnog rizika, zbog čega se praćenje poslovanja preduzeća smatra opravdanim. Modeli koji predviđaju pokretanje stečaja preduzeća jesu efikasan alat čijom primenom se smanjuje rizik u poslovanju. U radu su predstavljeni prvi modeli nastali na temeljima logističke regresije, a koji su ujedno našli i najveću primenu u praksi. Istaknute su prednosti i mane logit modela za predviđanje stečaja preduzeća. Dat je kratak prikaz i logit modela nastalih za konkretna tržišta sa posebnim karakteristikama, među kojima je i tržište Republike Srbije.

**Ključne reči:** logit model, stečaj, finansijski pokazatelji, analiza, bonitet, regresija, verovatnoća

## LOGIT MODELS FOR PREDICTING BANKRUPTCY

**Abstract:** Going into bankruptcy represents main driver of company credit risk, because of which the monitoring of doing business is considered justified. Models that forecast company's going into bankruptcy are efficient tool with whose application risk of doing business can be reduced. In the paper, the first models built on the foundations of logistic regression are presented. These models also have the biggest application in practice. Advantages and disadvantages of logit model for forecasting of bankruptcy are highlighted. Short display of logit model is incurred for concrete markets with special characteristics among which is market of Republic of Serbia too.

**Key words:** logit model, bankruptcy, financial indicators, analysis, solvency, regression, probability

**JEL classification:** G33, M21, C19

### 1. UVOD

Učesnici na tržištu se svakodnevno trude da umanje rizike poslovanja. Jedan od načina je procenjivanje poslovnog boniteta drugih stejkholdera na tržištu.

---

<sup>1</sup> sanjavgovic@gmail.com

Pokretanje stečajnog postupka jednog od učesnika povlači za sobom niz problema kod povezanih stejkholdera. Za neke to može da znači i finansijske neprilike, ukoliko je dominantniji deo poslovanja bio vezan baš za preduzeće koje je pokrenulo stečaj.

Stečaj preduzeća se najčešće javlja usled dugoročne nelikvidnosti preduzeća da servisira obaveze koje neretko prevazilaze imovinu preduzeća. Lošem finansijskom stanju u preduzeću doprinose interni i eksterni faktori, kao što su: menadžerske greške zbog nedovoljnog ili neadekvatnog iskustva, nedostatak posvećenosti ili motivisanosti za efikasno upravljanje, odbijanje ili neuspešno prilagođavanje upravljačkih i operativnih struktura preduzeća novim realnim okolnostima, neefikasne ili neadekvatne poslovne politike preduzeća, promene ekonomske klime, promene zakonodavstva, problemi industrijske grane u kojoj preduzeće posluje i slično.

Imajući u vidu potencijal predviđanja pokretanja stečaja preduzeća, naučnici su stvorili modele koji se koriste u tu svrhu. Polazeći od diskriminacione analize, preko logit i probit modela, tehnike za predviđanje stečaja su se unapređivale korišćenjem neuronskih mreža, stabla odlučivanja, analize podataka, modela za određivanje cene opcija i drugih ekonometrijskih postupaka. Cilj modela jeste da što pouzdanije odgovore na pitanje da li konkretnom preduzeću preti opasnost od pokretanja stečaja. Široku primenu u praksi su stekli logit modeli, odnosno modeli koji koriste logističku regresiju u predviđanju stečaja.

Cilj rada je da, pružajući teorijsku osnovu, prikaže genezu logit modela za predviđanje stečaja, osvrćući se na prve nastale modele, i to Ohlsonov (1980) i Zavgrenov (1985) model. U radu će se prikazati i savremeni logit modeli nastali za potrebe preduzeća na konkretnim tržištima kapitala. Među njima je i prikaz modela nastalih za preduzeća koja posluju u Republici Srbiji.

## 2. POLAZIŠTA MODELA

Modeli za predviđanje stečaja najpre su nastali na osnovu diskriminacione analize. Najpoznatiji model koji je kasnije doživeo i nekoliko modifikacija je Altmanov *Z score* model (Altman, 1968). Ipak, prilikom primene modela koji se zasnivaju na diskriminacionoj analizi uočavaju se određeni problemi, kao što su (Sajter, 2009, p. 433):

- Uslov za primenu modela predstavlja jednakost matrica varijanse i kovarijanse varijable za obe grupe,
- Izlazna vrednost diskriminacione analize je broj koji ima vrlo usku intuitivnu interpretaciju,

- Postoje problemi sa procedurama uparivanja uspešnih preduzeća i preduzeća koja su pokrenula stečaj ili imaju finansijskih problema.

Imajući u vidu nedostatke diskriminacione analize, naučnici su se okrenuli logit analizi, odnosno korišćenju logističke regresije prilikom predviđanja pokretanja stečaja u preduzećima. Logit analiza (za razliku od diskriminacione analize) ne pretpostavlja normalnost rasporeda nezavisne varijable, odnosno linearni odnos nezavisne i zavisne varijable, već predviđa verovatnoću nastanka nekog događaja prilagođavanjem podataka logističkoj krivi. Logit analiza je oblik regresione analize u kojoj je zavisna varijabla dihotomna, binarnog tipa i naziva se *dummy* varijabla, dok je najmanji broj nezavisnih varijabli uključenih u analizu jedan.

Na osnovu značajnosti nezavisnih varijabli formira se rezultat pomoću logit modela koji se koristi za određivanje verovatnoće ostvarivanja nekog događaja. Konkretno, prilikom analize poslovnog boniteta preduzeća, određuje se verovatnoća pokretanja stečaja preduzeća, i to na osnovu sledeće formule (Laitinen & Kankaanpää, 1999, p. 70):

$$P(Z) = \frac{1}{1 + \exp(-Z)} = \frac{1}{1 + \exp[-(a + b_1x_1 + \dots + b_nx_n)]} \quad (1)$$

gde je:

$P(Z)$  – verovatnoća događaja,

$\exp$  – osnova prirodnog logaritma,

$x_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) – nezavisna varijabla,

$a$  – odsečak

$b_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) – koeficijenti regresije.

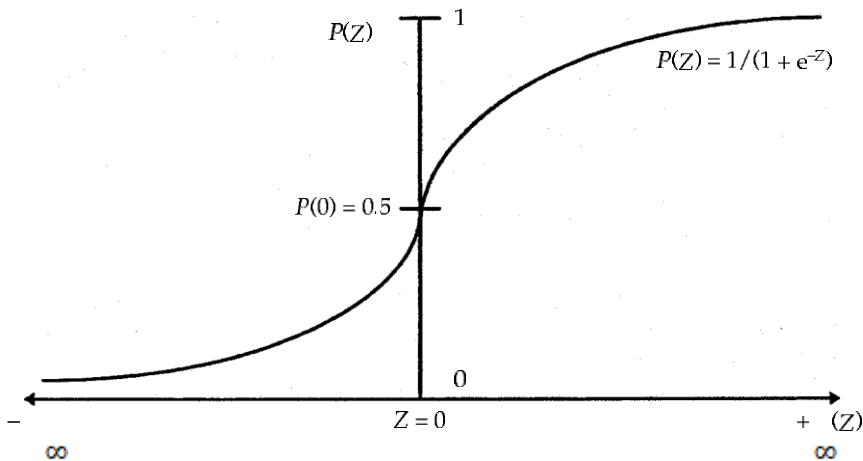
Kada je nezavisna varijabla jednaka 0, tada verovatnoću događaja određuje odsečak  $a$ . Međutim, kada nezavisna varijabla ima neku vrednost koeficijenti regresije opisuju doprinos određenog faktora rizika. Ukoliko je koeficijent regresije pozitivan, faktor rizika povećava verovatnoću događaja. Sa druge strane, negativan koeficijent regresije znači da faktor rizika utiče na smanjenje verovatnoće događaja.

Između nezavisne varijable i verovatnoće postoji nelinearan odnos, pa samim tim koeficijent regresije  $b$  nema jednostavnu interpretaciju. Upravo zbog

nelinearnosti modela, za izračunavanje koeficijenata se koristi metoda maksimalne verovatnoće, umesto najčešće korišćene metode najmanjih kvadrata.

Kada je reč o modelima koji predviđaju pokretanje stečaja, može se uočiti određena sličnost  $Z$  *scora* dobijenog diskriminacionom analizom<sup>1</sup> i  $-Z$  ponderisane sume nezavisnih varijabli u logit modelu. Za razliku od diskriminacionog modela čiji rezultat ima usku intuitivnu interpretaciju, logit model pruža rezultat koji se tumači kao uslovna verovatnoća pokretanja stečaja.

Rezultat logit modela je uvek između 0 i 1. Za razliku od rezultata diskriminacionog modela koji pripada jednoj od grupa koju karakterišu određene osobine, rezultat logit modela generiše verovatnoću članstva u određenoj grupi. Kao što je prikazano na slici 1, ukoliko se  $Z$  vrednost kreće ka  $-\infty$ , verovatnoća nastanka događaja (pokretanja stečaja)  $P(Z)$  se približava 0. Ako se  $Z$  vrednost kreće ka  $+\infty$ , verovatnoća pokretanja stečaja se približava 1. U slučaju nulte  $Z$  vrednosti,  $P(Z)$  je jednaka 0,5, što je najčešće korišćena kritična vrednost u klasifikovanju uspešnih preduzeća i preduzeća koja će pokrenuti stečaj.



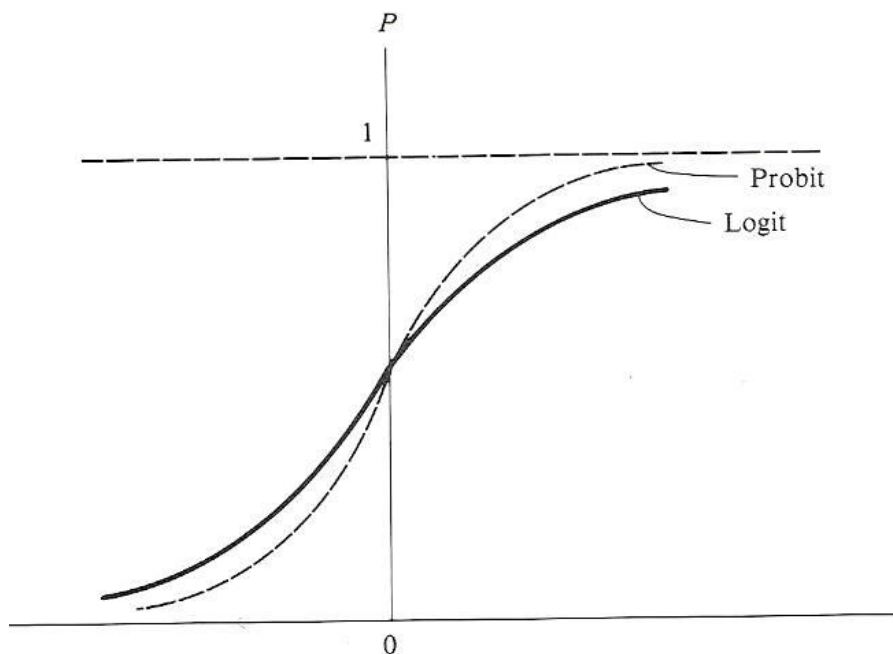
Slika 1. Kumulativna kriva verovatnoće

Na osnovu Slike 1 može se zaključiti da su srednje vrednosti verovatnoće osetljivije na promene vrednosti nezavisne varijable. Recimo, preduzeća koja imaju  $P(Z)$  između 0.3 i 0.7 su osetljivija na promenu vrednosti nezavisne varijable od onih sa višom ili nižom vrednosti  $P(Z)$ . Ovu činjenicu treba uzeti u

<sup>1</sup> Diskriminaciona funkcija ima sledeći oblik:  $Z = a + b_1x_1 + \dots + b_nx_n$

obzir prilikom izbora nezavisnih varijabli koje se koriste u predviđanju stečaja (Laitinen & Kankaanpää, 1999, p. 71).

Ukoliko bi se umesto logističke kumulativne funkcije koristila normalna kumulativna funkcija verovatnoće, tada bi nastao probit model. U praksi, logit i probit modeli daju slične rezultate. Ako je logistički model regresije adekvatan za primenu, onda će se i probit regresijski model pokazati adekvatnim (Agresti, 2007, p.72). Razlika između logističke i normalne funkcije jeste u korišćenju distribucije slučajne varijable. Odnosno, logistička funkcija ima deblje repove, dok normalna funkcija brže teži asimptotama, kao što je prikazano na Slici 2:



Slika 2. Funkcija distribucija probit i logit modela

I logit i probit modeli će upućivati na iste zaključke, a od korisnika zavisi za koji će se model odlučiti. Ipak, zbog jednostavnosti kumulativne funkcije, logit modeli se češće koriste u praksi.

Logit modeli za predviđanje stečaja preduzeća imaju nekoliko važnih pozitivnih kvaliteta, kao što su (Falcon, 2007, p. 26):

- ne pretpostavljaju multivarijantnu normalnost,
- transparentni su u proceni važnosti svake varijable,

- omogućavaju direktnu procenu verovatnoće stečaja,
- u odnosu na druge tehnike pokazuju visoku moć predviđanja,
- dozvoljavaju nelinearne odnose između varijabli i
- dobro funkcionišu sa kvalitativnim eksplanatornim varijablama.

Iako se vide prednosti logit analize u odnosu na diskriminacionu analizu kada je u pitanju predviđanje pokretanja stečaja preduzeća, problem u primeni logit modela se može javiti zbog prisustva multikolinearnosti. Naime, između nezavisnih varijabli u modelu može postojati snažna veza. Utvrđivanje multikolinearnosti je moguće pomoću Pearsonovog koeficijenta korelacije. Ukoliko se pojavi snažna veza između nezavisnih varijabli, varijable je potrebno zameniti, odnosno, problem multikolinearnosti je neophodno otkloniti.

### 3. ZAČETNICI MODELA PREDVIĐANJA STEČAJA ZASNOVANI NA LOGISTIČKOJ REGRESIJI

#### 3.1. JAMES OHLSON (1980)

Imajući u vidu nedostatke diskriminacione funkcije Ohlson je prvi logističkom regresijom pokušao da prevaziđe nedostatke stvarajući nove modele za predviđanje stečaja preduzeća. U istraživanju je učestvovalo 105 preduzeća koja su pokrenula stečaj od 1970. do 1976. godine i 2058 preduzeća sa uspešnim poslovanjem. Modeli 1-3 su se sastojali od devet nezavisnih varijabli, i to:

$X1$  – veličina merena logaritmom odnosa ukupne imovine i indeksa bruto nacionalnog proizvoda,

$X2$  – ukupne obaveze / ukupna imovina,

$X3$  – udeo neto obrtnih sredstava u ukupnoj imovini,

$X4$  – kratkoročne obaveze / kratkoročna imovina,

$X5$  – prva *dummy* varijabla ima vrednost 1 ukoliko su ukupne obaveze veće od ukupne imovine i 0 ako je slučaj obrnut,

$X6$  – udeo neto dobiti u ukupnoj imovini,

$X7$  – odnos novčanog toka od poslovnih aktivnosti i ukupnih obaveza,

$X8$  – druga *dummy* varijabla ima vrednost 1 ukoliko je neto dobit negativna u poslednje dve godine i 0 u ostalim slučajevima,

$X9$  –  $(NI_t - NI_{t-1}) / (|NI_t| + |NI_{t-1}|)$ , gde je  $NI_t$  neto dobit u poslednjem razdoblju posmatranja.

Na osnovu izračunatih varijabli uzoraka usledelo je određivanje pondera za modele koji su prikazani u Tabeli 1.

Tabela 1

*Modeli za predviđanje stečaja*

	Varijable									
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	Konstanta
<i>Model 1</i>										
Ponder	-0.407	6.03	-1.43	0.0757	-2.37	-1.83	0.285	-1.72	-0.521	-1.32
t-statistika	-3.78	6.61	-1.89	0.761	-1.85	-2.36	0.812	-2.45	-2.21	-0.97
<i>Model 2</i>										
Ponder	-0.519	4.76	-1.71	-0.297	-2.74	-2.18	-0.78	-1.98	0.4218	1.84
t-statistika	-5.34	5.46	-1.78	-0.733	-1.8	-2.73	-1.92	-2.42	2.1	1.38
<i>Model 3</i>										
Ponder	-0.478	5.29	-0.99	0.062	-4.62	-2.25	-0.521	-1.91	0.212	1.13
t-statistika	-6.23	7.72	-1.74	0.738	-3.6	-3.42	-1.73	-3.11	1.3	1.15

*Napomena:* Preuzeto od “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, od J. Ohlson, 1980, p. 121

Tačnost predviđanja nastalih modela je najbolja kod modela 1, čak 96,12%, zatim sledi model 2 sa tačnošću od 95,55% i model 3 sa tačnošću od 92,84%.

Ohlson je otkrio da postoji negativna korelacija između verovatnoće pokretanja stečaja i veličine preduzeća, likvidnosti i profitabilnosti. S druge strane zaključio je da postoji negativna korelacija između verovatnoće pokretanja stečaja i zaduženosti preduzeća.

### 3.2. CHRISTINE V. ZAVGREN (1985)

Zavgren je pomoću logističke regresije napravila model za predviđanje stečaja pet godina pre pokretanja stečaja. Finansijski pokazatelji koje je koristila u modelu su rezultat faktorske analize prethodnih istraživanja George E. Pinchesa. U oba Pinchesova istraživanja bio je uključen veliki broj finansijskih pokazatelja. Na osnovu kratkoročne i dugoročne stabilnosti pokazatelja, oba istraživanja su dala isti broj (sedam) pokazatelja, koji pružaju stabilne finansijske informacije o ispitivanom preduzeću. Smatrajući da upravo ovi pokazatelji mogu da naprave neprilagođenu, tačnu razliku između finansijski

uspešnih i preduzeća pred stečaj, Zavgren ih je uvrstila u model (Zavgren, 1985, p. 24):

- Koeficijent obrta zaliha (OZ) = prosečne zalihe / prihodi od prodaje
- Koeficijent obrta potraživanja (OP) = prosečna potraživanja / prosečne zalihe
- Novčana pozicija (NP) = (gotovina i gotovinski ekvivalenti) / ukupna imovina
- Rigorozan racio likvidnosti (RL) = (gotovina i gotovinski ekvivalenti) / kratkoročne obaveze
- Povrat na ulaganja (ROI) = dobit iz redovnih aktivnosti / dugoročni izvori sredstava
- Finansijska poluga (FP) = dugoročne obaveze / dugoročni izvori sredstava
- Koeficijent obrta kapitala (OK) = prihodi od prodaje / (fiksna imovina + neto obrtna sredstva)

U istraživanju je učestvovalo 45 proizvodnih preduzeća koja su pokrenula stečaj i 45 uspešnih preduzeća, komparativnih po veličini i delatnosti, za vremenski period od 1972. godine do 1978. godine. Rezultati istraživanja su predstavljeni u Tabeli 2.

Procenjeni model je ocenjen kao veoma značajan u razlikovanju uspešnih preduzeća od preduzeća u stečaju (nivo značajnosti od 0,995 sa *Chi-square* distribucijom i sedam stepeni slobode, usklađenom sa brojem pokazatelja u modelu). Zavgren je utvrdila da pokazatelji efikasnosti imaju najveći značaj u dužem periodu, što ukazuje da je efikasnost u korišćenju imovine teško menjati u kratkom roku. Međutim, pokazatelj profitabilnosti nije značajan za razlikovanje uspešnih preduzeća i preduzeća u stečaju. Visok značaj rigoroznog racia likvidnosti ukazuje na činjenicu da ispunjenje obaveze u roku dospelosti predstavlja važan faktor u izbegavanju stečaja. Pokazatelj duga je značajniji za razlikovanje preduzeća u stečaju od uspešnih preduzeća. Zavgren zaključuje da je korišćenje izabranih pokazatelja značajno sredstvo menadžerima i analitičarima u proceni rizika poslovanja preduzeća.



Tabela 2

*Rezultati logit analize za pet godina pre stečaja*

	<b>Varijabla</b>	<b>Konstanta</b>	<b>OZ</b>	<b>OP</b>	<b>NP</b>	<b>RL</b>	<b>ROI</b>	<b>FP</b>	<b>OK</b>
1	Koeficijent	-0.23883	0.00108	0.01583	0.10780	-0.0307	-0.0049	0.0435	-0.0011
	Nivo značajnosti	7%	2%	90%	95%	99%	62%	99%	50%
2	Koeficijent	-2.61060	0.04185	0.02215	0.11231	-0.0269	-0.0144	0.04464	0.00063
	Nivo značajnosti	89%	85%	94%	89%	99%	43%	99%	21%
3	Koeficijent	-1.51150	0.06257	0.00829	0.14248	-0.0155	0.00519	0.01822	0.0002
	Nivo značajnosti	71%	96%	80%	69%	99%	80%	90%	0%
4	Koeficijent	-5.94570	0.09157	0.01667	0.05917	-0.0041	0.0195	0.041	0.00363
	Nivo značajnosti	99%	99%	95%	75%	56%	90%	99%	90%
5	Koeficijent	-6.87660	0.08835	0.00692	0.15786	-0.0002	-0.023	0.04311	0.00798
	Nivo značajnosti	99%	99%	60%	97%	4%	64%	99%	99%

*Napomena:* Preuzeto od “Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis”, od V., C., Zavrigen, 1985, Journal of Business Finance & Accounting, 12 (1), 19-45.

#### 4. PRIMENA LOGIT MODELA ZA PREDVIĐANJE STEČAJA

Zbog jednostavnosti primene i visoke predviđačke moći, logit modeli su našli široku primenu u praksi. Ipak, najčešće primenjivan logit model jeste Ohlsonov (1980) model.

Modeli koji se zasnivaju na računovodstvenim podacima se u praksi više koriste od složenih tehnika koje zahtevaju tržišne podatke. Hillegeist et al. (2004) su ispitivali predviđačku moć računovodstvenih modela, i to Altmanovog i Ohlsonovog modela sa tržišno zasnovanim modelom Black-Scholes-Merton (*option-pricing model*). Istraživanje je obuhvatalo period od 1980. do 2000. godine i 14.303 preduzeća, odnosno 78.100 jedinica posmatranja za obuhvaćeni period. Autori su došli do zaključka da su modeli zasnovani na tržišnim podacima superiorniji u domenu predviđanja stečaja od tradicionalnih modela zasnovanih na računovodstvenim podacima.

Kuman & Kuman (2012) su upoređivali Altmanov, Ohlsonov i Zmijewski model za predviđanje stečaja "Tehmo Industries" u periodu od 2005. do 2010. godine. Rezultat istraživanja je pokazao da Ohlsonov model ima bolje predviđačke performanse u odnosu na druge korišćene modele.

Karamzadeh (2013) je upoređivao Altmanov i Ohlsonov model predviđanja stečaja preduzeća čije se akcije kotiraju na Teheranskoj berzi. U istraživanje je uključeno 45 uspešnih preduzeća i 45 preduzeća koja su pokrenula stečaj. Autor je zaključio da je Altmanov model adekvatniji za primenu, jer ima veći procenat tačnosti predviđanja za jednu, dve i tri godine pre pokretanja stečaja.

Po ugledu na metodologiju generisanja modela za predviđanje stečaja, mnogi autori su se odvažili da naprave svoj model pomoću logističke regresije. Modele bi prilagodili karakteristikama tržišta za koje je namenjen model. U radu će se spomenuti samo neki od modela.

Za potrebe procene kreditne sposobnosti preduzeća od strane Španske banke, Falcon (2007) je napravio logit model. U istraživanju su učestvovala preduzeća iz oblasti energetike, prerađivačke industrije, trgovine, građevine i ostalih delatnosti. Pokazatelji koji su korišćeni za izgradnju modela su se odnosili na solventnost, profitabilnost i likvidnost preduzeća. Tu su i ostali pokazatelji koji su se odnosili na veličinu preduzeća, starost, rast i bruto društveni proizvod.

Lin (2009) je istraživao prediktivnu sposobnost četiri najčešće korišćena modela u predviđanju stečaja, i to diskriminacionu analizu, logi i probit model i neuronske mreže. Izgradio je modele koji su adekvatni za predviđanje stečaja javnih industrijskih preduzeća na Tajvanu.

Douglas et al. (2014) su za tržište Novog Zelanda napravili logit model koji je sa 88,7% tačnosti klasifikovao preduzeća u stečaju jednu godinu pre pokretanja stečaja.

Giordani et al. (2014) su unapredili logit model za predviđanje stečaja pomoću splin funkcije, zbog prisustva nelinearne veze između stečaja preduzeća sa jedne strane i finansijskog leveridža, profitabilnosti i likvidnosti sa druge strane. Unapređen model je pokazao veću predviđačku moć.

U Republici Srbiji su takođe sprovedena brojna istraživanja na temu predviđanja stečaja preduzeća. Stanišić, Mizdraković i Knežević (2013) su uporedili modele logističke regresije, stabala odlučivanja i veštačkih neuronskih mreža sa Altmanovim modelima za tržišta u razvoju i za privatna preduzeća. Rezultati istraživanja su pokazali da jedino model neuronskih mreža daje bolje rezultate od Altmanovog modela za privatna preduzeća koji, po oceni autora, jeste adekvatan za primenu na preduzećima u Srbiji. Na osnovu prednosti koju daje logistička regresija u pružanju uvida u važnost određenih pokazatelja u predviđanju bankrotstva, autori su napravili novi "M" model koji bi se mogao primenjivati na tržištima kapitala sličnog razvoja kao što je srpsko. Osobnost modela proizilazi iz činjenice da jedan pokazatelj u modelu predstavlja apsolutnu vrednost, i to je broj zaposlenih. Povećanje broja zaposlenih negativno se odražava na uspešnost preduzeća. Broj zaposlenih može biti dobar indikator za uslove u kojima posluju preduzeća, što autori objašnjavaju dvojako. U državnim preduzećima u Srbiji je vladala politika prekomernog zapošljavanja, čime se ugrožavao opstanak preduzeća. U vreme svetske ekonomske krize, preduzeća nisu imala dovoljno vremena da usklade broj zaposlenih sa novonastalom tržišnom situacijom koja im je donela visoke fiksne troškove i smanjila dobitak.

Nikolić et al. (2013) su pošli od 350 finansijskih pokazatelja za 7.590 finansijskih izveštaja preduzeća u Srbiji, u periodu od 2007. do 2011. godine, kako bi formirali model kreditnog rejtinga pomoću *brute force* logističke regresije. Na osnovu finansijskih izveštaja izdvojili su 24 pokazatelja sa najvećom prediktivnom moći. Daljom analizom došli su do konačnog modela sa 8 finansijskih pokazatelja koji modelu pružaju visoku predviđačku moć.

#### 4. ZAKLJUČAK

Činjenica da logistička regresija ne zahteva normalnost rasporeda nezavisnih varijabli, odnosno homogenost varijansi i kovarijansi, daje joj prednost u primeni u odnosu na diskriminacionu analizu. Opasnost u formiranju modela za predviđanje stečaja logističkom regresijom može da predstavlja prisustvo multikolinearnosti nezavisnih varijabli. Multikolinearnost je potrebno

otkloniti kako bi model bio adekvatan i pouzdan u predviđanju stečaja preduzeća.

Prvi model na osnovu logističke regresije je nastao 1980. godine od strane J. Ohlsona i predstavlja najšire korišćen logit model u praksi. Pokazao je visoku prediktivnu sposobnost u odnosu na modele zasnovane na diskriminacionoj analizi.

Danas su pomoću logističke regresije stvoreni mnogobrojni modeli koji su građeni na osnovu karakteristika tržišta na kojem posluju ispitivana preduzeća. Modeli se razlikuju po varijablama uključenim u model. Pored finansijskih pokazatelja preduzeća, u modelima se mogu naći i makroekonomske varijable, ali i apsolutna vrednost (kao što je broj zaposlenih).

## REFERENCE

Agresti, A. (2007). *An Introduction to Categorical Data Analysis*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey

Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23, 589-609.

Douglas, E., Lont, D., Scott, T. (2014). Finance company failure in New Zealand during 2006–2009: Predictable failures? *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 10, 277-295.

Falcon, L. T. (2007). Logit Models to Assess Credit Risk, *Credit Risk Assessment Re-visited: Methodological Issues and Practical Implications*. European Committee of Central Balance Sheet Data Offices, 25-48.

Giordani, P., Jacobson, T., Schedvin, E., Villani, M. (2014). Taking the Twists into Account: Predicting Firm Bankruptcy Risk with Splines of Financial Ratios. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 49 (4), 1071–1099.

Hillegeist, S., Keating, E., Cram, D., Lundstedt, K. (2004). Assessing the Probability of Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9, 5–34.

Laitinen, T., Kankaanpää, M. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. *The European Accounting Review*, 8 (1), 67–92.

Lin, T.H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72, 3507–3516.

Karamzadeh, M. S. (2013). Application and Comparison of Altman and Ohlson Models to Predict Bankruptcy of Companies. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology* 5 (6), 2007-2011.

Kuman, R.G., Kuman, K. (2012). A Comparison of Bankruptcy Models. *International journal of marketing, financial services & management research*, 1 (4), 76-86.

Nikolić, N., Zarkić-Joksimović, N., Stojanovski, Đ., Joksimović, I. (2013). The application of brute force logistic regression to corporate credit scoring models: Evidence from Serbian financial statements. *Expert Systems with Applications*, 40 (15), 5932–5944.

Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), 109-131.

Sajter, D. (2009). Pregled određenih metoda i istraživanja poslovnih poteškoća uz predviđanje stečaja. *Ekonomika misao i praksa DBK*, 18 (2), 429-452.

Stanišić, N., Mizdraković, V., Knežević, G. (2013). Corporate Bankruptcy Prediction in the Republic of Serbia. *Industrija*. 41(4), 145-159.

Zavrgen, V., C. (1985). Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12 (1), 19-45.

*Primljeno: 10.02.2018.*

*Odobreno: 22.02.2018.*