

Predviđanje stečaja u restoranskoj industriji Hrvatske

Bogdan, Siniša

Source / Izvornik: **Ekonomska misao i praksa, 2021, 30, 99 - 119**

Journal article, Published version

Rad u časopisu, Objavljena verzija rada (izdavačev PDF)

<https://doi.org/10.17818/EMIP/2021/1.5>

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:191:843211>

Rights / Prava: [Attribution 4.0 International](#)/[Imenovanje 4.0 međunarodna](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2025-03-12**



SVEUČILIŠTE U RIJECI
FAKULTET ZA MENADŽMENT
U TURIZMU I UGOSTITELJSTVU
OPATIJA, HRVATSKA

Repository / Repozitorij:

[Repository of Faculty of Tourism and Hospitality
Management - Repository of students works of the
Faculty of Tourism and Hospitality Management](#)



Dr. sc. Siniša Bogdan

Docent
Sveučilište u Rijeci
Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu
E-mail: sinisab@fthm.hr
Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-6649-5980>

PREDVIĐANJE STEČAJA U RESTORANSKOJ INDUSTRIJI HRVATSKE

UDK / UDC: 640.43:347.736

JEL klasifikacija / JEL classification: G33, G34

DOI: 10.17818/EMIP/2021/1.5

Pregledni rad / Review

Primljeno / Received: 24. veljače 2021. / February 24, 2021

Prihvaćeno za tisak / Accepted for publishing: 25. svibnja 2021. / May 25, 2021

Sažetak

Svrha istraživanja ovoga rada je istražiti mogućnost predviđanja stečaja u hrvatskoj restoranskoj industriji. Istraživanje je provedeno u razdoblju 2017.–2019. godine na uzorku od 297 poslovnih subjekata u stečaju i 308 poslovnih subjekata koji nisu u stečaju, te isti pripadaju području I razred 5610 - Djelatnosti restorana i ostalih objekata za pripremu i usluživanje hrane. Temeljem logističke regresije procijenjen je model s dvije varijable, te je isti pokazao 82,8 % točnosti predviđanja godinu dana prije stečaja, 76,7 % dvije godine prije stečaja i 76,4 % tri godine prije stečaja. Model sugerira da koeficijent vlastitog financiranja (koji pokazuje udio imovine koji se financira iz kapitala) i EBITDA marža (koja ukazuje na EBITDA izraženu u postotku poslovnih prihoda), imaju važnu ulogu u predviđanju stečaja restorana. Ovaj rad pruža nova saznanja u predviđanju stečaja restorana u Hrvatskoj.

Ključne riječi: logistička regresija, logit, financijski pokazatelji, bankrot.

1. UVOD

Gastronomska ponuda pripada relevantnoj skupini motivacijskih čimbenika zbog kojih se turisti odlučuju za putovanje. „Gastronomija je brzorastuća niša, koja je također poznata i kao prehrambeni turizam, kulinarski turizam ili eno-gastronomski turizam“ (Hodžić, Bogdan & Bareša, 2020, str. 212). Prema istraživanju o Stavovima i potrošnji turista u Hrvatskoj - Tomas 2019 (Institut za turizam Hrvatska, 2019), od 13.582 ispitanika, preko 50 % turista izjavilo je da odlaze u restorane na listi aktivnosti tijekom njihova boravka

u destinaciji. Također je vrlo važno naglasiti da je 72 % turista vrlo zadovoljno gastronomskom ponudom u destinaciji. Iako su restorani nositelji važnog dijela turističke ponude u Hrvatskoj, svake godine velik broj otvori stečajni postupak. Signali upozorenja, poput pogoršanja financijskih pokazatelja restorana, mogu poslužiti kao alarm prije nego što isti proglasi stečaj. Prema Parsa et. al. (2005), neuspjesi restorana mogu se proučavati iz ekonomske, marketinške i upravljačke perspektive. Ovo istraživanje bavi se predviđanjem stečaja iz ekonomske perspektive. Modeli predviđanja stečaja obično se temelje na financijskim informacijama, te se autori uglavnom koriste financijskim pokazateljima kako bi predvidjeli stečaj (Deakin, 1972; Blum, 1974; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984; Cho, 1994; Gu & Gao, 2000; Youn & Gu, 2010a i drugi). Proučavajući literaturu koja se bavi stečajevima može se uočiti da su neki od autora bili više usmjereni na financijske nestabilnosti, a ne na stečajeve (Olsen, Bellas & Kish, 1983; Šarlija & Jeger 2011). Definicija financijske nestabilnosti, odnosno financijskih poteškoća u radovima nije jednolika već uvelike ovisi o autorovoj interpretaciji, što naravno ima velike implikacije na rezultate istraživanja. Tomas Žiković (2018) u svojem radu nestabilnost definira kao negativnu vrijednost kapitala ili ukoliko je isti iznosio nula u dvije uzastopne godine. Kim & Upneja (2014) su koristili Zmijewski score kao indikator financijske nestabilnosti američkih restorana. Cho (1994) definira poslovni neuspjeh u ugostiteljskoj industriji kao stanje, ukoliko je poslovni subjekt tri ili više godina ostvarivao gubitak. Ježovita (2015) definira nestabilne poslovne subjekte kao one koji su imali gubitak i akumulirali isti. Jedna od kritika korištenja statusa financijske nestabilnosti je ta što se određeni broj poslovnih subjekata uspije oporaviti i nastaviti dalje s poslovanjem. U cilju standardizacije, te jednostavnije usporedbe s nalazima prethodnih istraživanja, u ovoj studiji izabrani su samo oni poslovni subjekti koji imaju pravni status otvorenog stečaja. Kada poslovni subjekt proglasi stečaj, stečajni sudac imenuje osobu koja zatim likvidira imovinu radi namirenja vjerovnika. Poslovni subjekt se može kasnije sanirati ili reorganizirati vlasničku strukturu.

Iako je od prve polovice 20. stoljeća izrađeno mnogo studija o predviđanju stečaja, samo se nekolicina njih bavi stečajevima u restoranskoj industriji. “Važnost karakteristika specifičnih za određene industrije u financijskim teškoćama široko je poznata, ali često previđana od strane istraživača kada je u pitanju ugostiteljska industrija” (Kim, 2018, str. 483). Objavljena istraživanja koja se bave stečajem restorana uglavnom su usmjerena na američke kompanije. Budući da trenutno u Hrvatskoj ne postoje istraživački radovi koji se bave predviđanjem stečaja u restoranskoj industriji, bilo je vrlo zanimljivo istražiti ključne varijable u predviđanju stečaja restorana. Cilj ovoga istraživanja je temeljem logit metode i *stepwise* procedure odabira unaprijed, odrediti signifikatne financijske pokazatelje, te razviti reprezentativan model za predviđanje stečaja restorana u Hrvatskoj. Empirijski nalazi ovog istraživanja bit će od velike pomoći akademskim istraživačima i praktičarima. Ovaj model može poslužiti kao sustav ranog upozoravanja na poslovni neuspjeh. Rezultati također mogu biti korisni menadžerima i ostalim dionicima koji mogu pravodobno

poduzeti mjere kako bi spriječili stečaj restorana. Pronalaženje modela visoke preciznosti za predviđanje stečaja pozitivno će se odraziti na smanjenje ukupnog broja stečaja restorana u budućnosti.

Ostatak ovog rada strukturiran je na sljedeći način: drugi dio uključuje opsežni pregled literature, treći dio orijentiran je na podatke i varijable, četvrti dio se odnosi na metodologiju istraživanja, peti dio čini empirijsko istraživanje i na kraju u šestome dijelu navode se zaključne napomene, ograničenja rada i smjernice za buduća istraživanja.

2. PREGLED LITERATURE

Pregled literature podijeljen je na tri dijela. U prvome dijelu predstavljen je kratki pregled razvoja modela za predviđanje stečaja u svijetu, u sljedećem dijelu iznijet je pregled razvoja modela za predviđanje stečaja u Hrvatskoj i u posljednjem dijelu prikazani su radovi koji proučavaju modele za predviđanje stečaja restorana u svijetu.

Prvi istraživački radovi koji su proučavali predviđanje stečaja na temelju financijskih podataka napisani su od strane Ramsera i Fostera (1931), te Fitzpatricka (1932). Međutim, istraživački rad koji je pridonio većoj popularizaciji istraživanja modela za predviđanje stečaja izradio je Altman (1968) koristeći višestruku diskriminantnu analizu, razvio je Z-score model. Primarni cilj njegova istraživanja bio je utvrditi ključne financijske pokazatelje za predviđanje stečaja. Ubrzo nakon Altmanovog Z-score modela, predviđanje stečaja postala je atraktivna tema za mnoge istraživače u narednim godinama (Meyer & Pifer, 1970; Deakin, 1972; Edmister, 1972; Gru, 1974; Wilcox, 1973; Blum, 1974; Libby, 1975 i mnogi drugi). Kao alternativa Altmanovom Z-scoreu za predviđanje financijskih poteškoća, Ohlson (1980) se ističe kao prvi autor koji je primijenio logističku regresiju u cilju razvijanja modela za predviđanje stečaja. Njegov je model imao devet eksplanatornih varijabli i testiran je na 105 poslovnih subjekata u stečaju i 2058 poslovnih subjekata koji nisu bili u stečaju. Model je postigao 96 % preciznost predviđanja u prvoj i drugoj godini prije stečaja. Ubrzo nakon toga, Zavgren (1985) je razvila logit model kako bi ispitala stečaj proizvodnih poslovnih subjekata pet godina prije neuspjeha. Model je imao 7 eksplanatornih varijabli i postigao je točnost predviđanja od 69 % u svakoj od pet godina prije stečaja. Osim brojnih radova koji su nakon navedenih autora uslijedili, važno je istaknuti da je danas logistička regresija još uvijek uobičajen alat za predviđanje stečaja u mnogim istraživanjima (Espahbodi, 1991; Luoma & Laitinen, 1991; Dimitras et al. 1999; Barreda et al., 2017; Kovacova & Kliestik, 2017; Affes i Kaffel, 2019; Bateni i Asghari, 2020; Becerra-Vicario et al., 2020).

Gotovo sve studije koje se bave predviđanjem stečaja u Hrvatskoj (osim Novaka, 2003) koriste poslovne subjekte iz različitih sektora za izradu svojih modela. Poslovni subjekti iz različitih sektora imaju svoje specifične poslovne aktivnosti ovisno o sektoru kojem pripadaju i načinu na koji posluju. Općepoznato

je i da se neki financijski pokazatelji značajno razlikuju ovisno o industriji kojoj pripadaju. Stoga se može zaključiti da je uputnije razviti model predviđanja stečaja koristeći kompanije i njihove financijske pokazatelje iz iste industrije, odnosno sektora. Iako je tema koja se bavi modelima predviđanja stečaja/poteškoća u Hrvatskoj slabije zastupljena, neki od radova opisani su u daljnjem tekstu.

Novak (2003) je koristio tri različite metodologije za procjenu stečaja: logit, višestruku diskriminantnu analizu i višedimenzionalno skaliranje. Na temelju uzorka od 38 banaka procijenjen je četverofaktorski logit model sa 100 % točnosti predviđanja, te četverofaktorski višestruki diskriminativni model s također 100 % točnosti predviđanja. Pervan, Pervan i Vukoja (2011) konstruirali su model predviđanja stečaja koristeći 78 poslovnih subjekata u stečaju i 78 stabilnih poslovnih subjekata iz različitih sektora. Autori su primijenili logističku regresiju i višestruku diskriminantnu analizu. Model višestruke diskriminantne analize sastojao se od tri eksplanatorne varijable (tekuća likvidnost, pokazatelj zaduženosti i EBIT) i postigao je ukupnu točnost predviđanja 80,1 %. Model logističke regresije također se sastojao od tri varijable (omjer tekuće i ukupne imovine, pokazatelj zaduženosti i EBIT) i postigao je 83,3 % ukupne točnosti predviđanja. Šarlija i Jeger (2011) konstruirali su logit model sa 10 eksplanatornih varijabli koristeći 1.987 poslovnih subjekata, te je model zabilježio točnost predviđanja od 79,15 % na razvojnom uzorku i 77,4 % na validacijskom uzorku u 2008./2009. Autori su također razvili logit model koji se sastojao od devet varijabli u 2007./2008. na uzorku od 998 poslovnih subjekata, model je ostvario točnost predviđanja na razvojnom uzorku od 81,06 %, te 79,19 % na validacijskom uzorku. Posljednji model s deset nezavisnih varijabli razvijen je na uzorku od 1.986 poslovnih subjekata u 2006./2007. godini i postigao je stopu uspješnosti predviđanja od 84,3 % na razvojnom uzorku i 84,3 % na validacijskom uzorku. Pervan i Kuvek (2013) razvili su dva modela predviđanja insolventnosti koristeći logističku regresiju. Prvi model sastojao se od četiri financijske eksplanatorne varijable i imao je ukupnu točnost predviđanja 82,8 %, dok je drugi model kombinirao 4 financijske i 3 nefinancijske varijable i postigao 88,1 % točnosti predviđanja. Tomas Žiković (2018) u istraživanju koristi set od 44.000 podataka za predviđanje financijskog neuspjeha u razdoblju 2004. – 2011. godine. Iako financijski indikatori imaju esencijalnu ulogu, u radu se ističe važnost makroekonomskih indikatora za razumijevanje fluktuacija i mogućnosti financijskog neuspjeha tijekom promatranog razdoblja kojeg karakterizira, gospodarski polet i recesija. Pervan, Pervan & Kuvek (2018) razvili su model na temelju tri različita statusa poslovnih subjekata: stečaj, plan sanacije i financijski neuspjeh koristeći se logističkom regresijom na primjeru hrvatskih poslovnih subjekata. Najveću točnost predviđanja (95,2 %) pokazao je model razvijen na uzorku godine dana prije utvrđivanja financijskog neuspjeha. Bogdan, Bareša i Hadina (2019) testirali su i kalibrirali Altman Z score model na uzorku od 52 kompanije. Nakon ispitivanja gornje granice, model je pokazao točnost predviđanja 73,08 %, 71,15 % i 71,15 % za T-1, T-2 i T-3. Nakon testiranja donje granice, preciznost predviđanja modela bila je veća: 86,62 %, 86,54 % i 78,85 % za T-1, T-2 i T-3. Sličan rad izradili su Keglević Kozjak, Šestan Perić & Bešvir

(2014) te su pritom testirali na hrvatskim kompanijama Altman's Z'-Score model, Springate model, FP Rating modela BEX indeks, Kralicekov Quicktest i Bonitest. Autori zaključuju da stariji strani modeli temeljeni na višestrukoj diskriminantnoj analizi razvijeni na uzorcima stranih tržišta imaju bolju točnost u usporedbi s domaćim modelima koji su korišteni u radu. Autori koji su istraživali modele predviđanja stečaja u Hrvatskoj koristili su se uglavnom višestrukoum diskriminativnom analizom ili logističkom regresijom (Novak & Crnković, 2007; Sajter, 2008; Zenzerović, 2009; Ježovita, 2015).

Prema trenutnim saznanjima u Hrvatskoj nema istraživačkih radova koji su se bavili modelima za predviđanje stečaja restorana. Akademski interes za predviđanjem stečaja restorana u svijetu je polako rastao posljednjih desetljeća. No, broj istraživačkih radova koji se bave modelima za predviđanje stečaja u restoranskoj industriji i dalje je oskudan, te se većina istraživanja odnosi na teritorij SAD-a. Jedan od prvih radova koji se bavio predviđanjem neuspjeha u restoranskoj industriji napisali su Olsen, Bellas i Kish (1983). Autori su termin „neuspjeh“ restorana definirali kao „restoran koji je šest uzastopnih mjeseci imao kumulativni negativni novčani tijek“. Također su napravili grafičku analizu podataka i u radu zaključuju da su sljedeći financijski pokazatelji najkorisniji u predviđanju neuspjeha: tekuća imovina / kratkoročne obveze, obrtni kapital / ukupna imovina, zarada prije kamata i poreza / ukupna imovina, zarada prije kamata i poreza / prihodi, ukupna imovina / prihodi i obrtni kapital / prihodi. Također, zaključuju da se ugostitelji ne bi trebali oslanjati na jedan ili dva financijska pokazatelja, već bi se trebali služiti nizom različitih pokazatelja. Autori su u svojoj studiji koristili 7 restorana u poteškoćama i 12 uspješnih restorana. Cho (1994) je razvio model za predviđanje poslovnog neuspjeha u turizmu na uzorku koji se sastojao od 23 restorana u poteškoćama i 23 restorana bez poteškoća u poslovanju, te 15 hotela u poteškoćama i 15 hotela bez poteškoća u razdoblju 1982. – 1993. Njegov je model razvijen uporaboum logističke regresijske analize godinu dana prije poslovnog neuspjeha. Model restorana postigao je točnost predviđanja od 90,9 %, dok je model hotela postigao 92 % ispravne klasifikacije. Njegov je model pokazao da će restoranske kompanije s niskom zaradom prije kamata i poreza i visokim ukupnim obvezama vjerojatnije biti kandidati za stečaj. Parsa et al. (2005) istraživali su stope obrta vlasništva restorana koristeći kvalitativne podatke. Autori su pokušali utvrditi čimbenike koji određuju održivost restorana. Autori su kombinirali kvantitativne i kvalitativne podatke. Njihova studija ukazala je da na neuspjeh restorana više utječu unutarnji, nego vanjski čimbenici. Kim & Gu (2006a) uspoređivali su višestruki diskriminantni model s logit modelom u predviđanju stečaja restorana. Oba modela imala su točnost predviđanja stečaja restorana od 94 % unutar uzorka i 93 % izvan uzorka. Skup podataka u istraživanju se sastojao od 36 restorana, od čega se 18 restorana u stečaju podudaralo s 18 restorana koji nisu u stečaju prema sličnoj veličini imovine. Autori su također koristili uzorak za testiranje kako bi testirali svoj model koji se sastojao od 30 restorana, 15 u stečaju i 15 restorana koji nisu u stečaju. Njihov procijenjeni model sugerirao je da će vjerojatnije otvoriti stečaj restorani s niskom zaradom prije kamata i poreza i visokim

ukupnim obvezama. Huo (2006) je u svom istraživanju testirao Altmanov, Springateov i Fulmerov model kako bi utvrdio koji je od modela najprikladniji za predviđanje stečaja u restoranskoj industriji. Skup podataka sastojao se od 11 restorana u stečaju s prosječnom veličinom imovine od 200 milijuna dolara. Studija je sugerirala da je Altmanov model za neproizvodnu industriju pokazao najtočnije rezultate predviđanja stečaja. Parsa et al. (2011) analizirali su neuspjeh restorana na temelju lokacije, pripadnosti i veličine restorana. Autori su proveli *survival* analizu na 3.128 restorana u okrugu Cobb u državi Georgia (1982.-2007.). Analiza je pokazala da sve tri varijable: lokacija, pripadnost i veličina utječu na neuspjeh restorana. Autori su također potvrdili da restorani koji pripadaju lancima imaju niže stope ostvarivanja neuspjeha u odnosu na restorane u neovisnom vlasništvu. Kim & Upneja (2014) ispitali su ključne čimbenike koji uzrokuju financijske teškoće za američke restorane kojima se javno trguje na u razdoblju od 1988. do 2010. godine koristeći se metodom stabla odlučivanja i AdaBoosted stabla odlučivanja kako bi razvili učinkovit i precizan model predviđanja financijskih teškoća za restorane. Autori su financijske teškoće definirali kao situaciju u kojoj poslovni subjekt ne može ispuniti svoje financijske obveze. Njihovo istraživanje donijelo je nekoliko važnih zaključaka: prvo - omjer duga i kapitala je najvažnija prediktivna varijabla koja je pozitivno povezana s financijskim problemima u tri AdaBoosted DT modela. Drugo - rast imovine negativno je povezan s vjerojatnošću nastupanja financijskih teškoća u potpunom AdaBoosted modelu, treće – restorani s teškoćama imaju kratkoročnih i dugoročnih problema s likvidnošću. Četvrto – full service AdaBoosted model pokazao je da je operativni novčani tok u odnosu na ukupni dug u negativnoj vezi s vjerojatnošću nastajanja financijskih teškoća. Peto - restorani koji imaju financijske teškoće doživjeli su niži rast neto dobiti u AdaBoosted modelu s ograničenom uslugom. Kim (2018) je istraživao ključne determinante nastanka financijskih teškoća američkih ugostiteljskih poslovnih subjekata između 1988. i 2010. godine uz pomoć ansambl modela. Njegov uzorak podataka sastojao se od 5.812 restorana, 7.011 hotela i motela te 7.990 zabavnih i rekreacijskih objekata. Nakon uklanjanja ekstremnih vrijednosti, ukupan skup podataka iznosio je 824 restorana, 158 hotela i motela i 155 zabavnih i rekreacijskih objekata. Autor je modelirao tri SVM-NN-DT ansambl modela, u restoranskom modelu: dug prema kapitalu, rast vlasničkog kapitala, neto profitna marža i kretanje cijena dionica odabrani su kao prediktori financijskih teškoća. Ukupna točnost modela iznosila je 97,82 %.

3. PODACI I VARIJABLE

Kao što je u uvodu napomenuto cilj ovoga istraživanja je temeljem logit metode i stepwise procedure *odabira unaprijed*, determinirati signifikatne financijske pokazatelje, te razviti reprezentativan model za predviđanje stečaja restorana u Hrvatskoj. Prije definiranja izvora i vrsta podataka, potrebno je naglasiti da se analizirani skup podataka (restorani u stečaju i restorani koji nisu u stečaju) sastoji od poslovnih subjekata koji su svrstani u područje *I* koje obuhvaća *Djelatnosti pružanja smještaja te pripreme i usluživanja hrane*. Preciznije

govoreći, područje ili grupa / razred koji je uzet u obzir za ovo istraživanje je 5610 - *Djelatnosti restorana i ostalih objekata za pripremu i usluživanje hrane*. Prema Eurostatu (2015) i Nacionalnoj klasifikaciji djelatnosti (2007), ova klasa uključuje restorane, kafeterije, restorane brze hrane, mjesta za pripremu obroka za van, kamione za prodaju sladoleda, pokretna kolica s hranom, pripremu hrane na štandovima na tržnicama, djelatnosti restorana i barova vezanih za transport, kada se obavljaju uz pomoć izdvojenih jedinica. Sukladno podacima *Hrvatske financijske agencije - Fine* promatrani uzorak u ovome istraživačkom radu čine isključivo poslovni subjekti čija je glavna djelatnost I 5610.

Podaci korišteni u ovoj studiji dobiveni su iz dva izvora. Prvi izvor je bio sudski registar iz kojeg su preuzeti poslovni subjekti koji su službeno proglasili stečaj unutar razdoblja od tri godine (2017. – 2019.). Početni uzorak poslovnih subjekata koji su službeno otvorili stečaj sastojao se od 1.170 poslovnih subjekata. Drugi izvor, bila je *Fina* iz koje su u istom razdoblju preuzimani financijski izvještaji za svaki poslovni subjekt u stečaju i za 410 poslovnih subjekata koji nisu u stečaju. Budući da *Fina* temeljem jedinstvene rejting skale dodjeljuje svim poduzetnicima rejtinge prema vjerojatnosti zastoja u plaćanju preko 90 dana ili neispunjavanja obveza. Prilikom odabira uzorka restorana koji nisu u stečaju odabrani su svi restorani čiji rejting nije niži od B2 (poduzetnici sa srednje niskom vjerojatnošću zastoja u plaćanju). Navedeni kreditni rejting je izračunat u skladu s Basel III smjernicama. Na temelju financijskih izvještaja izračunati su financijski pokazatelji. Budući da vrijednosti financijskih pokazatelja uvelike ovise o ekonomskim ciklusima, podaci su prikupljeni u kratkom razdoblju 2017. – 2019. Model za predviđanje stečaja izradit će se na temelju financijskih pokazatelja godinu dana prije otvaranja stečaja. Prilikom formiranja uzorka uočeno je također da veliki broj poslovnih subjekata ne dostavlja financijska izvješća, stoga je i broj reduciranih u konačnom uzorku bio povećani. Nakon uklanjanja poslovnih subjekata s nedostajućim računovodstvenim podacima, uzorak je također očišćen od ekstremnih vrijednosti, pa je konačni skup podataka obuhvatio 297 poslovnih subjekata u stečaju i 308 poslovnih subjekata koji nisu u stečaju u istim promatranim godinama. Ranije studije o predviđanju stečaja u restoranskom sektoru imale su relativno male uzorke podataka (Gu 2002; Kim & Gu 2006a; Youn & Gu 2010a) u usporedbi s ovim istraživanjem, jer su uglavnom bile usmjerene na kompanije kojima se javno trguje na tržištu kapitala. Svakako je važno napomenuti da veličina uzorka ima važnu ulogu u procjeni relevantnosti rezultata istraživanja.

Dvadeset financijskih pokazatelja korišteno je za izradu odgovarajućeg modela predviđanja stečaja restorana. Odabrani financijski pokazatelji pokrivaju glavne kategorije kao što su: likvidnost i financijska stabilnost, poluga, aktivnost i profitabilnost (detaljnije u tablici 1). Riječ je o pokazateljima koji su široko korišteni u dosadašnjoj literaturi predviđanja stečaja restorana (Kim 2018; Youn & Gu 2010a; Youn & Gu 2010b; Kim & Gu 2006a; Kim & Gu 2006b; Becerra-Vicario et al., 2020; Huo 2006; Gu 2002; Kim & Upneja 2014; Park & Hancer 2012).

Tablica 1.

Opis varijable

Varijable	Opis	Financijski indikator
x1	Novac u banci i blagajni / kratkoročne obveze	Pokazatelj likvidnosti
x2	(Kratkotrajna imovina-zalihe) / kratkoročne obveze	Pokazatelj likvidnosti
x3	Kratkotrajna imovina / kratkoročne obveze	Pokazatelj likvidnosti
x4	Dugotrajna imovina / (kapital i rezerve + rezerviranja + dugoročne obveze)	Pokazatelj financijske stabilnosti
x5	(dugoročne obveze + kratkoročne obveze) / ukupno aktiva	Pokazatelj poluge
x6	(Kapital i rezerve + rezerviranja)/ukupno aktiva	Pokazatelj poluge
x7	(dugoročne obveze + kratkoročne obveze) / (kapital i rezerve + rezerviranja)	Pokazatelj poluge
x8	(dugoročne obveze + kratkoročne obveze) / (zadržana dobit + amortizacija)	Pokazatelj poluge
x11	Ukupni prihodi / ukupna imovina	Pokazatelj aktivnosti
x12	Ukupni prihodi / kratkotrajna imovina	Pokazatelj aktivnosti
x15	365*(obveze prema dobavljačima / materijalni troškovi)	Pokazatelj aktivnosti
x16	(Ukupni prihodi / ukupni rashodi) *100	Pokazatelj profitabilnosti
x17	(Poslovni prihodi / poslovni rashodi) *100	Pokazatelj profitabilnosti
x18	(Dobit ili gubitak prije oporezivanja / ukupni prihodi) * 100	Pokazatelj profitabilnosti
x19	(Dobit ili gubitak razdoblja / ukupni prihodi) * 100	Pokazatelj profitabilnosti
x20	(Dobit ili gubitak prije oporezivanja / ukupno aktiva) * 100	Pokazatelj profitabilnosti
x21	(Dobit ili gubitak razdoblja / ukupno aktiva) * 100	Pokazatelj profitabilnosti
x22	(Dobit ili gubitak razdoblja / kapital i rezerve) * 100	Pokazatelj profitabilnosti
x23	((poslovni prihodi – poslovni rashodi) / poslovni prihodi) * 100	Pokazatelj profitabilnosti
x24	((poslovni prihodi – poslovni rashodi + amortizacija) / poslovni prihodi) * 100	Pokazatelj profitabilnosti

Izvor: Izrada autora.

Pokazatelji likvidnosti ukazuju na sposobnost kompanije u podmirivanju kratkoročnih obveza. Niža razina likvidnosti pozitivno je povezana sa stečajem i smatra se vrlo važnim signalom ranog upozorenja (Wu, Gaunt & Gray, 2010; Platt & Platt, 2002). Iako restorani mogu biti profitabilni, niski pokazatelji likvidnosti mogu dovesti do financijskih poteškoća ili stečaja. Pokazatelji poluge sastoje se od skupine pokazatelja koji mjere relativni iznos duga poslovnog subjekta. Kompanije koje imaju veći iznos duga u odnosu na kapital, imovinu ili

neku drugu financijsku stavku, vjerojatnije će imati problema s podmirivanjem svojih financijskih obveza. Pokazatelji aktivnosti pokazuju koliko efikasno restorani koriste svoju imovinu u poslovanju. Viši omjeri (x11 i x12) ukazuju na to da restorani učinkovito koriste svoju imovinu, dok varijabla x15 prikazuje prosječno vrijeme potrebno za podmirivanje obveza prema dobavljačima, te je poželjan manji broj dana. Pokazatelji profitabilnosti ukazuju na poslovnu uspješnost restorana, ili drugim riječima, ovi indikatori pokazuju sposobnost restorana u generiranju dobiti. Prema Park i Hancer (2012, str. 319.) „omjeri profitabilnosti važni su jer odražavaju operativnu učinkovitost menadžerskog tima“.

4. METODOLOGIJA

Najpopularnije korištene metodologije kod predviđanja stečaja su višestruka diskriminantna analiza i logistička regresija. S metodološkog gledišta, logistička regresija je ona koja je pokazala najbolju točnost i pouzdanost u usporedbi s drugim tehnikama poput multivarijatne diskriminantne analize (Becerra-Vicario et al., 2020). Prema rezultatima istraživanja Youn i Gu (2010a), logit model s obzirom na točnost predviđanja nije inferioran u odnosu na model umjetnih neuronskih mreža. Između navedena dva modela, autori u većoj mjeri preferiraju logističku regresiju za predviđanje stečaja restorana. Glavna prednost logit modela ne nalazi se samo u sposobnosti predviđanja stečaja, već i u pružanju informacija o nezavisnim varijablama, koje mogu poslužiti kao alarm za rano upozorenje (Becerra-Vicario et al., 2020). Park i Hancer (2012) uspoređivali su neuronske mreže i logističku regresiju u predviđanju stečaja u ugostiteljstvu. Obje metode pokazale su stopostotnu stopu točnosti kod primjene na uzorku za testiranje. Međutim, neki autori su istakli da su neuronske mreže nadmašile logističku regresiju u predviđanju stečaja (Zhang et al., 1999; Charalambous, Charitou & Kaourou, 2000; Anandarajan, Lee & Anandarajan, 2001; Youn, 2007). Mišljenja su podijeljena.

Logistička regresija može se smatrati prikladnom regresijskom analizom za primijeniti kada je zavisna varijabla binarna. U ovome istraživanju navedena analiza korištena je za opisivanje podataka i objašnjavanje odnosa između binarne varijable (restorani u stečaju i restorani koji nisu u stečaju) i vektora dvadeset nezavisnih varijabli koje predstavljaju financijski pokazatelji. Logit je nelinearni regresijski model koji je ograničen između 0 i 1. U procjenjivanju logit modela 1 je pripisan restoranima u stečaju dok je 0 pripisana restoranima koji nisu u stečaju. U usporedbi s ostalim metodologijama, logistička regresija zahtijeva puno manje pretpostavki u odnosu na višestruku diskriminantnu analizu ili višestruku regresiju. Primjerice, ne zahtijeva da reziduali moraju biti normalno distribuirani, homoskedastičnost podataka također nije uvjet itd. Iako je logistička regresija relativno bez ograničenja, modeli s visoko koreliranim nezavisnim varijablama mogu dovesti do netočnih rezultata, stoga se prisutnost multikolinearnosti mora procijeniti.

Budući da model koji je razvijen temeljem logita nelinearan, varijabla ishoda P_t predstavlja vjerojatnost postizanja jednog ili drugog ishoda (za t slučaj $t = 1, \dots, n$) na temelju nelinearne funkcije najbolje linearne kombinacije prediktora s dva ishoda (Tabachnick, Fidell & Ullman, 2014).

$$P_t = \frac{e^{\alpha + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n}}{(1 + e^{\alpha + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n})} \quad (1)$$

U logističkoj regresiji, "odds ratios" su odnosi vjerojatnosti dva stanja odnosno ne-stečaja i stečaja. To se može izraziti u sljedećoj formi:

$$\ln\left(\frac{P_t}{1-P_t}\right) = \alpha + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n \quad (2)$$

Parametri modela procjenjuju se metodom najveće vjerodostojnosti. Procjena najveće vjerojatnosti je „iterativni postupak koji započinje proizvoljnim vrijednostima koeficijenata za skup prediktora i određuje smjer i veličinu promjene koeficijenata koji će povećati vjerojatnost dobivanja promatranih frekvencija“ (Tabachnick, Fidell & Ullman, 2014, str. 439).

Prema formuli 1, restoranske kompanije koje imaju P_t veći od 0,5 (*cut off value*) klasificiraju se kao „u stečaju“, dok kompanije koje imaju P_t jednak ili manji od 0,5 klasificiraju kao „nisu u stečaju“. U ovom istraživanju korištena je procedura *odabira unaprijed*, koja započinje s praznim modelom nakon čega se u svakom koraku dodaje nova varijabla (pod uvjetom da zadovoljava određene kriterije) iz skupa nezavisnih varijabli.

5. EMPIRIJSKI REZULTATI

Prije izvođenja logističke regresije testirana je pretpostavka multikolinearnosti. Multikolinearnost je povezana sa snažnom korespondencijom između eksplanatornih varijabli. Općenito, visoka multikolinearnost među regresorima daje neprecizne procjene za visoko korelirane varijable. U prvom koraku testirane su korelacije među nezavisnim varijablama korištenjem Pearsonovog koeficijenta korelacije i faktora inflacije varijance.

Tablica 2.

Korelacijska matrica

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x11	x12	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	x24	
x1	1,00																				
x2	1,00	1,00																			
x3	1,00	1,00	1,00																		
x4	-0,01	-0,01	-0,01	1,00																	
x5	0,00	0,00	0,00	-0,01	1,00																
x6	0,08	0,09	0,09	0,01	-0,07	1,00															
x7	-0,01	-0,01	-0,01	0,74	-0,01	-0,14	1,00														
x8	-0,01	-0,01	-0,01	0,04	0,00	-0,05	0,03	1,00													
x11	0,00	0,00	-0,01	-0,02	0,12	-0,09	-0,02	-0,01	1,00												
x12	0,00	0,00	-0,01	-0,02	0,12	-0,09	-0,02	-0,01	1,00	1,00											
x15	0,00	0,00	0,00	-0,01	0,00	-0,05	-0,01	-0,01	0,00	0,00	1,00										
x16	0,00	0,00	0,00	-0,01	-0,02	0,00	-0,01	-0,01	0,01	0,01	0,00	1,00									
x17	0,00	0,00	0,00	-0,01	-0,02	0,00	-0,01	-0,01	0,01	0,01	0,00	0,98	1,00								
x18	0,00	0,00	0,00	0,01	-0,09	0,05	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,02	0,02	1,00							
x19	0,00	0,00	0,00	0,01	-0,09	0,05	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,02	0,02	1,00	1,00						
x20	0,00	0,01	0,01	0,02	-0,81	0,10	0,02	0,01	-0,46	-0,46	0,00	0,04	0,04	0,46	0,46	1,00					
x21	0,00	0,01	0,01	0,02	-0,81	0,10	0,02	0,01	-0,46	-0,46	0,00	0,04	0,04	0,46	0,46	1,00	1,00				
x22	-0,01	-0,01	-0,01	0,02	-0,02	0,10	0,14	-0,02	-0,03	-0,03	-0,02	0,04	0,04	0,02	0,02	0,04	0,04	1,00			
x23	0,01	0,01	0,01	0,03	-0,04	0,11	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,06	0,06	-0,01	-0,01	0,06	0,06	0,07	1,00		
x24	0,01	0,01	0,01	0,02	-0,05	0,10	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,06	0,06	-0,01	-0,01	0,08	0,08	0,07	0,85	1,00	

Izvor: Izrada autora.

Korelacijska matrica (tablica 2) pokazuje visoku razinu korelacije između određenih varijabli. Sljedećih devet varijabli je isključeno kako bi se eliminirala multikolinearnost: x1, x2, x7, x12, x17, x18, x20, x21 i x23. Ponovno je proveden Pearsonov test korelacije s preostalim jedanaest nezavisnih varijabli, te je uočeno da nije prisutan veći koeficijent korelacije od 0,12. Sljedeći test koji je proveden zove se faktor inflacije varijance -VIF. Ako je varijanca povećana zbog kolinearnosti s drugim varijablama, VIF će biti veći od 5.

Tablica 3.

Statistika kolinearnosti

Varijable	Tolerancija	VIF
x3	0,992	1,009
x4	0,997	1,003
x5	0,973	1,028
x6	0,957	1,045
x8	0,995	1,005
x11	0,979	1,022
x15	0,997	1,003
x16	0,995	1,005
x19	0,989	1,011
x22	0,984	1,016
x24	0,981	1,019

Izvor: Izrada autora.

Test inflacije varijance (tablica 3) pokazao je da je problem multikolinearnosti izbjegnuto. Budući da je ova pretpostavka zadovoljena, u drugom koraku provela se logistička regresija procedurom *stepwise odabira unaprijed*. *Stepwise* je vrsta procedure u kojoj se eksplanatorne varijable dodaju jedna po jedna u model ukoliko zadovoljavaju određene statističke kriterije. Logit model procijenjen je na restoranima godinu dana prije otvaranja stečaja. Prema rezultatima (tablica 4) između jedanaest varijabli, nakon *stepwise* postupka razvijen je model s dvije varijable. Bellovary, Giacomino i Akers (2007) analizirali su ukupno 165 studija predviđanja stečaja i zaključili da model veće točnosti nije zajamčen s većim brojem eksplanatornih varijabli. Drugim riječima, neki modeli s dvije varijable mogu imati jednaka ili čak preciznija predviđanja u usporedbi s modelima koji imaju više od dvije eksplanatorne varijable.

Tablica 4.

Varijable u modelu

Varijable	B	S.E.	Wald	df	Exp(B)
x6	-4,437***	0,361	150,825	1	0,012
x24	-0,013***	0,004	11,483	1	0,987
konstanta	1,777***	0,184	93,107	1	5,912

*** p<0,01

Izvor: Izrada autora.

Temeljem rezultata iz tablice 4, forma modela za predviđanje stečaja se može prikazati u sljedećem obliku.

$$P_t = \frac{e^{1,777-4,437*x_6-0,013*x_{24}}}{(1+e^{1,777-4,437*x_6-0,013*x_{24}})} \quad (3)$$

Sve nezavisne varijable u modelu su statistički značajne $p < 0,01$. Predznaci (učinak na ishod stečaja) su negativni, kako se i očekivalo, jer su restorani koji nisu u stečaju označeni s 0, dok su restorani u stečaju označeni s 1. Prva eksplanatorna varijabla (x_6) predstavlja koeficijent vlastitog financiranja. Ovaj pokazatelj ukazuje na udio imovine koja se financira iz kapitala. Poželjno je da je pokazatelj veći. Pokazatelj veći od 0,5 ukazuje da poslovni subjekt financira imovinu više iz vlastitih izvora, nego iz dugova. Druga varijabla (x_{24}) je EBITDA marža koja pripada pokazateljima profitabilnosti. Ovaj pokazatelj procjenjuje operativnu sposobnost kompanije da generira dobit iz svojeg osnovnog poslovanja. Veća vrijednost ovog pokazatelja pokazuje bolju strukturu troškova, odnosno veća vrijednost pokazatelja može proizaći ujedno iz većih prihoda u odnosu na troškove. Temeljem usporedbe s prijašnjim istraživanjima, prilikom razvijanja modela Becerra-Vicario et al. (2020) koristeći logit metodu na uzorku restorana godinu dana prije stečaja utvrdili su sljedeće varijable signifikantnim: *prihodi / ukupna imovina*, *neto dobit / ukupna imovina* i *ukupne obveze / ukupna imovina*. Isti autori prilikom primjene konvolucijskih rekurentnih dubokih neuronskih mreža sljedeće varijable su ocijenili relevantnim: *ukupna imovina (log)*, *prihodi / ukupna imovina*, *EBIT / ukupna imovina*, *ukupne obveze / ukupna imovina* i nefinancijska varijabla „*certifikat kvalitete*“. Youn & Gu (2010) su godinu dana prije objave stečaja temeljem logit metode ocijenili samo varijablu *neto dobit / imovina* relevantnom. Kim & Gu (2006) su u svojem radu prilikom procjene uzorka logit metodom ocijenili dvije varijable signifikantnim, a to su: *ukupne obveze / ukupna imovina* i *EBIT / ukupne obveze*. Iako pokazatelji u navedenim istraživanjima nisu jednaki, može se zaključiti da pokazatelji profitabilnosti i zaduženosti dominiraju prilikom predviđanja stečaja restorana.

Prema rezultatima omnibus testa koeficijenata modela (tablica 5) $p < 0,01$, može se zaključiti da novi model predstavlja poboljšanje u odnosu na osnovni model, kada se dodaju neovisne varijable, budući da objašnjava veći dio varijance.

Tablica 5.

Omnibus test

	Hi-kvadrat	df
Step	23,589***	1
Block	337,516***	2
Model	337,516***	2

*** $p < 0,01$

Izvor: Izrada autora.

Temeljem tablice 6 prikazana je pseudo R^2 vrijednost za model s dvije varijable. Model objašnjava približno 57 % varijabilnosti zavisne varijable.

Tablica 6.

Mjere prikladnosti modela

-2 Log vjerodostojnosti	Cox & Snell R ²	Nagelkerke R ²
500,992 ^a	0,428	0,570

a. Procjena je završena na iteraciji broj 8 jer su se procjene parametara promijenile za manje od 0,001.

Izvor: Izrada autora.

Hosmer i Lemeshow test (tablica 7) zamišljen je kao test prikladnosti kako bi se procijenile razlike između promatrane i očekivane ili predviđene vjerojatnosti kategorizirane po razinama predviđenih vrijednosti (Hilbe, 2015). Hosmerovim i Lemeshowovim testom ispituje se prikladnost modela u odnosu na podatke, budući da je prema rezultatima vrijednost $p > 0,05$, može zaključiti da model u adekvatnoj mjeri odgovara podacima.

Tablica 7.

Hosmer i Lemeshow test

Hi-kvadrat	df	Sig.
13185	8	0,106

Izvor: Izrada autora.

Klasifikacijska tablica (tablica 8) sažima rezultate predviđanja godinu dana prije stečaja. Rezultati sugeriraju da je 83,4 % restorana koji nisu u stečaju i 82,2% restorana u stečaju ispravno klasificirano. Ukupni postotak ispravne klasifikacije modela iznosi 82,8 %.

Tablica 8.

Klasifikacijska tablica T-1

Promatrano		Predviđeno		
		steč=1 stab=0		Postotak točnosti
		0	1	
nisu u stečaju u stečaju	0	257	51	83,4
	1	53	244	82,2
Sveukupan postotak				82,8

Izvor: Izrada autora.

Uzorak restorana koji su u stečaju i onih koji nisu u prvoj, drugoj i trećoj godini (t-1, t-2 i t-3) nije bio jednak, jer neki restorani posluju manje od tri godine, a za neke restorane ranija financijska izvješća nisu bila dostupna. Točnost modela provjerena je dvije godine prije stečaja (tablica 9) i tri godine prije stečaja (tablica 10).

Tablica 9.

Klasifikacijska tablica T-2

Promatrano		Predviđeno		
		steč=1 stab=0		Postotak točnosti
		0	1	
nisu u stečaju	0	226	70	76,4
u stečaju	1	72	240	76,9
Sveukupan postotak				76,7

Izvor: Izrada autora.

Dobiveni podaci u tablici 9. prikazuju nižu točnost predviđanja kada se modelom testiraju kompanije dvije godine prije stečaja. Očekivano, kad se približi godina stečaja, pokazatelji se počinju ubrzano pogoršavati, s najvećim pogoršanjem u posljednjih godinu dana prije službenog otvaranja stečajnog postupka (Youn & Gu, 2010a; Beaver, 1966) i obratno odmičući se od godine stečaja, financijski pokazatelji se poboljšavaju što se odražava u smanjenoj preciznosti modela.

Tablica 10.

Klasifikacijska tablica T-3

Promatrano		Predviđeno		
		steč=1 stab=0		Postotak točnosti
		0	1	
nisu u stečaju	0	175	43	80,3
u stečaju	1	60	159	72,6
Sveukupan postotak				76,4

Izvor: Izrada autora.

Kao što je i bilo za očekivati, model ima najmanju ukupnu točnost procjene stečaja tri godine prije stečaja u usporedbi s procjenom jedne ili dvije godine prije stečaja. Ostvareni rezultati točnosti predviđanja stečaja restorana su slični onima koje su ostvarili Becerra Vicario et al. (2020) primjenjujući logit metodu (t-1=84,1 %, t-2=81 % i t-3=71,3 %), Nagelkerke $R^2=0,68$. Prilikom primjene konvolucijskih rekurentnih dubokih neuronskih mreža postignuti su bolji rezultati (t-1=95 %, t-2=92,7 % i t-3=88,8 %). Istraživanje je provedeno u razdoblju od 2008. do 2017. te broji 460 poslovnih subjekata, riječ je o uzorku koji se promatra u dugom razdoblju koje obuhvaća različite tržišne uvjete. Primjenjujući višestruku diskriminantnu analizu, Gu (2002) je na uzorku od 36 restorana ostvario 92 % točnost predviđanja stečaja, dok rezultati uzorka za testiranje od 49 restorana iznose 80 %. Kim & Gu (2006a) primjenjujući logit na uzorku od 36 restorana razvili su model s 94 % točnosti predviđanja, dok su na uzorku za testiranje koji broji 30 restorana postigli 93 % točnosti predviđanja, Nagelkerke $R^2=0,88$. Youn & Gu (2010b) su temeljem testiranja logit metode i neuronskih mreža dobili jednake rezultate u uzorku namijenjen razvijanju modela

$t-1=88,1\%$, Nagelkerke $R^2=0,80$ te kod uzorka namijenjenog testiranju $t-1=95\%$. Istraživanje je provedeno na uzorku od 42 poslovnih subjekata, a uzorak za testiranje sastojao se od 20 poslovnih subjekata. Iako prethodno navedena istraživanja imaju viši postotak točnosti predviđanja stečaja restorana, prilikom komparacije ovog istraživanja s navedenim, može se konstatirati da je model razvijen na većem broju promatranih restorana (605 poslovnih subjekata). Istraživanje je provedeno u kratkom promatranom razdoblju (2017-2019) u cilju izrade modela na uzorku restorana koji su poslovali unutar jednakih tržišnih uvjeta, što ujedno predstavlja istraživački doprinos literaturi.

6. ZAKLJUČAK

Iako postoje brojne studije o predviđanju stečaja poslovnih subjekata koje se odnose na različite sektore, akademski istraživači često previdaju problematiku predviđanja stečaja u turističkom sektoru, posebno u restoranskoj industriji, te je broj takvih studija oskudan. Trenutno u Hrvatskoj ne postoje studije koje su bavile predviđanjem stečaja restorana ili predviđanjem stečaja u turističkom sektoru. Prema teoretskoj pozadini, akademski istraživači koristili su različite metode kako bi pronašli model koji bi mogao precizno predvidjeti stečaj restorana. Među mnogim različitim metodama, logistička regresija je odabrana kao najprikladniji alat za ovu vrstu istraživanja. Dvadeset eksplanatornih varijabli bilo je uključeno u istraživanje, ali je zbog problema s multikolinearnošću uklonjeno devet varijabli. Nakon provođenja procedure *stepwise odabira unaprijed*, razvijen je model koji se sastojao od dvije varijable. Prva varijabla je bila koeficijent vlastitog financiranja, koja pokazuje udio imovine koja se financira iz kapitala, a druga varijabla je bila EBITDA marža koja operativnu dobit restorana procjenjuje kao postotak njegovog prihoda. Vjerojatnije je da će stečaj otvoriti restorani s niskim koeficijentom vlastitog financiranja i niskom EBITDA maržom. Model je izrađen na temelju skupa podataka godinu dana prije otvaranja stečaja, te je pokazao 82,8 % ukupne točnosti predviđanja godinu dana prije stečaja, 76,7 % ukupne točnosti predviđanja dvije godine prije stečaja i 76,4 % ukupne točnosti predviđanja tri godine prije stečaja.

Kao ograničenje ovog istraživanja svakako treba naglasiti nedostatak korištenja poslovnih subjekata u stečaju, naime financijski problemi za poslovne subjekte kreću mnogo ranije od proglašenja stečaja, ali istodobno dio njih se uspije oporaviti, a dio proglaši stečaj. Drugo ograničenje istraživanja se odnosi na odabrane eksplanatorne varijable koje čine isključivo financijski pokazatelji. Uključivanjem raznih kvalitativnih čimbenika kao što su: broj godina poslovanja, lokacija, iskustvo kupaca, te omjer cijene i kvalitete moguće polučiti još precizniji model u odnosu na prikazani u ovome istraživanju, stoga se preporuča da buduće studije uključe kvalitativne čimbenike zajedno s kvantitativnim. Osim mikroekonomskih čimbenika, buduće studije mogu pokušati uključiti i makroekonomske čimbenike, što bi također moglo rezultirati poboljšanom preciznošću modela za predviđanje stečaja. Preporučljivo bi bilo testirati skup podataka s drugim naprednim metodama kao što su: umjetne neuronske mreže,

neparametrijske *boosted* metode stabala ili metode potpornih vektora itd. U 2020. godini koronavirus je imao poražavajuće posljedice na restoransku industriju u Hrvatskoj zbog prisilnog zatvaranja. U narednim godinama restoranska industrija suočit će se s vrlo izazovnim razdobljem jer ova pandemija trajno nanosi sve veću štetu, što će u budućnosti imati dugotrajne posljedice. Stoga bi bilo vrlo zanimljivo vidjeti u budućim istraživanjima kakav je utjecaj pandemija koronavirusa imala na stečajne restorana.

LITERATURA

- Affes, Z., & Hentati-Kaffel, R. (2019). Predicting US Banks Bankruptcy: Logit Versus Canonical Discriminant analysis. *Computational Economics*, 54(1), 199-244. <https://doi.org/10.1007/s10614-017-9698-0>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Anandarajan, M., Lee, P., & Anandarajan, A. (2001). Bankruptcy prediction of financially stressed firms: an examination of the predictive accuracy of artificial neural networks. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 10(2), 69-81. <https://doi.org/10.1002/isaf.199>
- Barreda, A. A., Kageyama, Y., Singh, D., & Zubieta, S. (2017). Hospitality bankruptcy in United States of America: a multiple discriminant analysis-logit model comparison. *Journal of Quality Assurance in Hospitality & Tourism*, 18(1), 86-106. <https://doi.org/10.1080/1528008X.2016.1169471>
- Batani, L., & Asghari, F. (2020). Bankruptcy prediction using logit and genetic algorithm models: A comparative analysis. *Computational Economics*, 55(1), 335-348. <https://doi.org/10.1007/s10614-016-9590-3>
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Becerra-Vicario, R., Alaminos, D., Aranda, E., & Fernández-Gómez, M. A. (2020). Deep Recurrent Convolutional Neural Network for Bankruptcy Prediction: A Case of the Restaurant Industry. *Sustainability*, 12(12), 5180. <https://doi.org/10.3390/su12125180>
- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., & Akers, M. D. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial education*, 1-42.
- Blum, M. (1974). Failing company discriminant analysis. *Journal of accounting research*, 1-25. <https://doi.org/10.2307/2490525>
- Bogdan, S., Bareša, S., & Hađina, V. (2019). Testing the applicability of the Altman's Z-score model for predicting bankruptcy in the Republic of Croatia. *Notitia-časopis za ekonomske, poslovne i društvene teme*, 5(1), 31-46. <https://doi.org/10.32676/n.5.1.4>
- Charalambous, C., Charitou, A., & Kaourou, F. (2000). Comparative analysis of artificial neural network models: Application in bankruptcy prediction. *Annals of operations research*, 99(1), 403-425. <https://doi.org/10.1023/A:1019292321322>
- Cho, M. H. (1994). Predicting business failure in the hospitality industry: An application of logit model (Doctoral dissertation, Virginia Tech).

- Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 1477-1493. <https://doi.org/10.2307/2329929>
- Espahbodi, P. (1991). Identification of problem banks and binary choice models. *Journal of Banking & Finance*, 15(1), 53-71. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(91\)90037-M](https://doi.org/10.1016/0378-4266(91)90037-M)
- Eurostat, 2015. Food and beverage services statistics - NACE. Rev.2 <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/pdfscache/16275.pdf> [accessed October 2020].
- Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 167-179. <https://doi.org/10.2307/2490225>
- Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susmaga, R., & Zopounidis, C. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research*, 114(2), 263-280. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00255-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00255-0)
- Fitzpatrick, P. J. (1932). A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. *Certified Public Accountant* 12, 598-605.
- Gru, L. G. (1974). Financial ratios, multiple discriminant analysis and the prediction of small corporate failure.
- Gu, Z. (2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *International Journal of Hospitality Management*, 21(1), 25-42. [https://doi.org/10.1016/S0278-4319\(01\)00013-5](https://doi.org/10.1016/S0278-4319(01)00013-5)
- Gu, Z., & Gao, L. (2000). A multivariate model for predicting business failures of hospitality firms. *Tourism and Hospitality Research*, 2(1), 37-49. <https://doi.org/10.1177/146735840000200108>
- Hilbe, J. M. (2015). *Practical Guide to Logistic Regression*. Chapman C, Hall CRC. <https://doi.org/10.1201/b18678-2>
- Hodžić, S., Bogdan, S., & Bareša, S. (2020). The Financial Potential of Gastronomy for Tourism Development in Croatia. In *Gastronomy for Tourism Development*. Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/978-1-78973-755-420201010>
- Huo, Y. H. (2006). Bankruptcy situation model in small business: the case of restaurant firms. *Hospitality review*, 24(2), 5.
- Institut za turizam, 2019. Tomas - stavovi i potrošnja turista u Hrvatskoj, <http://www.iztztg.hr/files/file/RADOVI/KNJIGE/TOMAS-Hrvatska-2019.pdf>
- Ježovita, A. (2015). Accounting information in a business decision-making process-Evidence from Croatia. *Zagreb International Review of Economics & Business*, 18(1), 61-79. <https://doi.org/10.1515/zireb-2015-0004>
- Keglević Kozjak, S., Šestanjan-Perić, T., & Bešvir, B. (2014). Assessment of Bankruptcy Prediction Models Applicability in Croatia. "An Enterprise Odyssey: Leadership, Innovation and Development for Responsible Economy", 77.
- Kim, S. Y. (2018). Predicting hospitality financial distress with ensemble models: the case of US hotels, restaurants, and amusement and recreation. *Service Business*, 12(3), 483-503. <https://doi.org/10.1007/s11628-018-0365-x>
- Kim, H., & Gu, Z. (2006a). Predicting restaurant bankruptcy: A logit model in comparison with a discriminant model. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 30(4), 474-493. <https://doi.org/10.1177/1096348006290114>
- Kim, H., & Gu, Z. (2006b). A logistic regression analysis for predicting bankruptcy in the hospitality industry. *The Journal of Hospitality Financial Management*, 14(1), 17-34. <https://doi.org/10.1080/10913211.2006.10653812>

- Kim, S. Y., & Upneja, A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision tree and AdaBoosted decision tree models. *Economic Modelling*, 36, 354-362. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.10.005>
- Kovacova, M., & Klietnik, T. (2017). Logit and Probit application for the prediction of bankruptcy in Slovak companies. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*, 12(4), 775-791. <https://doi.org/10.24136/eq.v12i4.40>
- Libby, R. (1975). Accounting ratios and the prediction of failure: Some behavioral evidence. *Journal of Accounting Research*, 150-161. <https://doi.org/10.2307/2490653>
- Luoma, M., & Laitinen, E. K. (1991). Survival analysis as a tool for company failure prediction. *Omega*, 19(6), 673-678. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(91\)90015-L](https://doi.org/10.1016/0305-0483(91)90015-L)
- Meyer, P. A., & Pifer, H. W. (1970). Prediction of bank failures. *The journal of finance*, 25(4), 853-868. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1970.tb00558.x>
- Nacionalna klasifikacija djelatnosti, 2007. <http://aktiva-info.hr/images/nkd2007.pdf>
- Novak, B. (2003). Bank distress prediction in the Republic of Croatia based on official financial statements. *Ekonomski preglad*, 54(11-12), 904-924.
- Novak, B., & Crnković, I. (2007). Klasifikacija dužnika banke prema razini poslovnih problema na osnovi podataka iz osnovnih financijskih izvješća. *Ekonomski preglad*, 58(1-2), 41-71.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Olsen, M., Bellas, C., & Kish, L. V. (1983). Improving the prediction of restaurant failure through ratio analysis. *International Journal of Hospitality Management*. 187-193. [https://doi.org/10.1016/0278-4319\(83\)90019-1](https://doi.org/10.1016/0278-4319(83)90019-1)
- Park, S. S., & Hancer, M. (2012). A comparative study of logit and artificial neural networks in predicting bankruptcy in the hospitality industry. *Tourism Economics*, 18(2), 311-338. <https://doi.org/10.5367/te.2012.0113>
- Parsa, H. G., Self, J. T., Njite, D., & King, T. (2005). Why restaurants fail. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, 46(3), 304-322. <https://doi.org/10.1177/0010880405275598>
- Parsa, H. G., Self, J., Sydnor-Busso, S., & Yoon, H. J. (2011). Why restaurants fail? Part II-The impact of affiliation, location, and size on restaurant failures: Results from a survival analysis. *Journal of Foodservice Business Research*, 14(4), 360-379. <https://doi.org/10.1080/15378020.2011.625824>
- Pervan, I., Pervan, M., & Vukoja, B. (2011). Prediction of company bankruptcy using statistical techniques-Case of Croatia. *Croatian Operational Research Review*, 2(1), 158-167.
- Pervan, I., & Kuvek, T. (2013). The relative importance of financial ratios and nonfinancial variables in predicting of insolvency. *Croatian Operational research review*, 4(1), 187-197.
- Pervan, I., Pervan, M., & Kuvek, T. (2018). Firm Failure Prediction: Financial Distress Model vs Traditional Models. *Croatian Operational Research Review*, 269-279. <https://doi.org/10.17535/crorr.2018.0021>
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (2002). Predicting corporate financial distress: reflections on choice-based sample bias. *Journal of economics and finance*, 26(2), 184-199. <https://doi.org/10.1007/BF02755985>

Ramser, J. R., Foster, L. O., 1931. A demonstration of ratio analysis. Bureau of Business Research, Bulletin 4, Urbana, University of Illinois.

Sajter, D. (2008). Economic aspects of bankruptcy and restructuring in bankruptcy (Doctoral dissertation, doctoral dissertation, Faculty of Economics in Osijek, Osijek).

Šarija, N., & Jeger, M. (2011). Comparing financial distress prediction models before and during recession. *Croatian Operational Research Review*, 2(1), 133-142.

Tabachnick, B. G., Fidell, L. S., & Ullman, J. B. (2007). Using multivariate statistics (Vol. 5, pp. 481-498). Boston, MA: Pearson.

Tomas Žiković, I. (2018). Challenges in Predicting Financial Distress in Emerging Economies: The Case of Croatia. *Eastern European Economics*, 56(1), 1-27. <https://doi.org/10.1080/00128775.2017.1387059>

Wilcox, J. W. (1973). A prediction of business failure using accounting data. *Journal of accounting research*, 163-179. <https://doi.org/10.2307/2490035>

Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34-45. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2010.04.002>

Youn, H. (2007). Failure prediction for hospitality firms in US and Korea using logit and neural networks models. Las Vegas: University of Nevada.

Youn, H., & Gu, Z. (2010a). Predicting Korean lodging firm failures: An artificial neural network model along with a logistic regression model. *International Journal of Hospitality Management*, 29(1), 120-127. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2009.06.007>

Youn, H., & Gu, Z. (2010b). Predict US restaurant firm failures: The artificial neural network model versus logistic regression model. *Tourism and Hospitality Research*, 10(3), 171-187. <https://doi.org/10.1057/thr.2010.2>

Zavgren, C. V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1985.tb00077.x>

Zenzerović, R. (2009). Business' Financial Problems Prediction-Croatian Experience. *Economic research-Ekonomska istraživanja*, 22(4), 1-15. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2009.11517387>

Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., & Indro, D. C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European journal of operational research*, 116(1), 16-32. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00051-4](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00051-4)

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 59-82. <https://doi.org/10.2307/2490859>

Siniša Bogdan, PhD

Assistant Professor
University of Rijeka
Faculty of Tourism and Hospitality Management
E-mail: sinisab@fthm.hr
Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-6649-5980>

BANKRUPTCY PREDICTION IN THE CROATIAN RESTAURANT INDUSTRY***Abstract***

The purpose of this paper is to explore the possibility of predicting bankruptcy of restaurants in Croatia. The research was conducted in the period from 2017 to 2019 on a sample of 297 bankrupt and 308 non-bankrupt companies which belong to sector I subdivision 5610 — Restaurants and mobile food service activities. The two-factor model was estimated by logistic regression and it showed prediction accuracy of 82.8% one year prior to bankruptcy, 76.7% two years prior to bankruptcy and 76.4% three years prior to bankruptcy. The model suggested that the equity ratio (which shows the proportion of assets which is financed by equity) and the EBITDA margin (which shows company's EBITDA as a percentage of its operating income), play an important role in predicting restaurant bankruptcy. This paper provides new insights into the assessment of restaurant bankruptcy prediction in Croatia.

Keywords: logistic regression, logit, financial indicators, restaurant bankruptcy

JEL classification: G33, G34