

# Predviđanje bankrota SME poduzeća

---

Ćorić, Lucija

Master's thesis / Diplomski rad

2024

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Split, Faculty of economics Split / Sveučilište u Splitu, Ekonomski fakultet**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:124:692760>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2025-03-13**

Repository / Repozitorij:

[REFST - Repository of Economics faculty in Split](#)



SVEUČILIŠTE U SPLITU  
EKONOMSKI FAKULTET

DIPLOMSKI RAD

# PREDVIĐANJE BANKROTA SME PODUZEĆA

**Mentor:**

Prof. dr. sc. Ivica Pervan

**Student:**

Lucija Ćorić, univ. bacc. oec.

Split, rujan 2024.

## IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI

Ja, Lucija Ćorić,  
(ime i prezime)

izjavljujem i svojim potpisom potvrđujem da je navedeni rad isključivo rezultat mog vlastitog rada koji se temelji na mojim istraživanjima i oslanja na objavljenu literaturu, što pokazuju korištene bilješke i bibliografija. Izjavljujem da niti jedan dio navedenog rada nije napisan na nedozvoljeni način te da nijedan dio rada ne krši autorska prava. Izjavljujem, također, da nijedan dio rada nije korišten za bilo koji drugi rad pri bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili obrazovnoj ustanovi.

Split, 26.08.2024. godine

Vlastoručni potpis :



## Struktura diplomskog rada:

1.	UVOD .....	3
1.1.	Problem istraživanja .....	3
1.2.	Predmet istraživanja .....	4
1.3.	Istraživačke hipoteze .....	4
1.4.	Ciljevi istraživanja .....	5
1.5.	Sadržaj diplomskog rada .....	5
2.	TEORIJSKE ODREDNICE BANKROTA .....	6
2.1.	Nelikvidnost, insolventnost i bankrot .....	6
2.2.	Uzroci i simptomi bankrota .....	7
3.	ZAKONSKI OKVIR ZA BANKROT U REPUBLICI HRVATSKOJ .....	8
4.	ISTRAŽIVANJE PREDVIĐANJA BANKROTA .....	10
4.1.	Pokazatelji analize financijskih pokazatelja i obrazac BON-1 .....	11
4.1.1.	Pokazatelji profitabilnosti .....	12
4.1.2.	Pokazatelji aktivnosti .....	14
4.1.3.	Pokazatelji zaduženosti .....	15
4.1.4.	Pokazatelji likvidnosti i utvrđivanje solventnosti .....	16
4.1.5.	Obrazac BON-1 i BONPLUS .....	18
4.2.	Prethodna Istraživanja i modeli za predviđanje bankrota .....	19
4.2.1.	Inozemna istraživanja i modeli za predviđanje bankrota .....	21
4.2.2.	Hrvatska istraživanja i modeli za predviđanje bankrota .....	24
5.	RAZVOJ MODELA ZA PREDVIĐANJE BANKROTA SME PODUZEĆA .....	30
5.1.	Definiranje statističke metodologije i uzorka .....	30
5.2.	Deskriptivna statistika za varijable u modelu i razrada modela za predviđanje bankrota .....	31
5.2.1.	Ispitivanje hipoteza .....	37
6.	RASPRAVA .....	60
7.	ZAKLJUČAK .....	63
	LITERATURA .....	65
	SAŽETAK .....	68
	SUMMARY .....	69

# 1. UVOD

## 1.1. Problem istraživanja

Poslovno okruženje, koje podrazumijeva jako velik broj aktera te neizvjesno i dinamično djelovanje različitih faktora iz eksterne i interne poslovne okoline, za neka poduzeća predstavlja iznimno težak poslovni izazov u izbjegavanju financijskih poteškoća i održavanju konkurentske prednosti na tržištu. Upravo nemogućnost poduzeća da se pravilno suoči s izazovima iz poslovanja, rezultira potencijalnim rizikom pojave financijskih poteškoća što za sobom nosi problem nelikvidnosti i insolventnosti te naposljetku problem bankrota. Problem bankrota posebno je postao aktualan pojavom svjetske financijske krize u razdoblju od 2008.-2012. godine kada su se mnoga poduzeća suočila s padom potražnje što je rezultiralo nižim prihodima tog poduzeća, odnosno ukupna je imovina takvih poduzeća postala manja od ukupnih obveza. S druge strane, poslovni partneri takvih poduzeća koji su u financijskim problemima, također ne prolaze bez negativnih posljedica u obliku gubitaka, nelikvidnosti i sl.

Menadžeri (koji su u mnogim slučajevima i vlasnici poduzeća) često zanemaruju važnost analize poslovanja poduzeća te kasno uočavaju da financijski pokazatelji ukazuju na kratkoročnu likvidnost a i mogućoj dugoročnoj insolventnosti, tj. kada bude kasno za bilo kakvo restrukturiranje poslovanja. Međutim, predvidjeti bankrot prije nego nastupi, omogućava poduzeću ali i njegovim poslovnim partnerima u sagledavanju financijskoga stanja poduzeća te pravovremenog reagiranja i poduzimanja mjera, koje će otkloniti ili ublažiti financijske poteškoće i omogućiti da se redovito poslovanje odvija bez zastoja. Takav odgovoran pristup poslovanju pruža poduzeću mnoge koristi poput osiguravanja konkurentnosti na tržištu, likvidnosti te lakšem pristupu financijskim sredstvima od banke po nižoj kamatnoj stopi (niži rizik povrata financijskih sredstava). U Hrvatskoj se nažalost stečajni postupak prekasno otvara te zbog toga poduzeća nisu u mogućnosti naplatiti iz stečajne mase sva potraživanja vjerovnika, nego se prema podacima World Bank-a (2022) može naplatiti samo 45% ukupnih potraživanja. Lošiji od Hrvatske su Mađarska, Grčka i Italija koji mogu naplatiti manje od 40% potraživanja dok se u Japanu, Nizozemskoj, Kanadi, Finskoj, Ujedinjenom Kraljevstvu i Norveškoj može naplatiti više od 90% potraživanja. Sukladno svemu prethodno navedenom, problem istraživanja diplomskog rada predstavljat će problem predviđanja bankrota upravo zbog svoje važnosti sagledavanja za poduzeća.

## 1.2. Predmet istraživanja

Prije nekoliko desetljeća, predviđanje bankrota provodilo se kroz analiziranje financijskih izvješća poduzeća, poslovnih planova poduzeća te intervjuirajući vlasnike samog poduzeća, što je pojavom sve dinamičnije i kompleksnije poslovne okoline postalo manje efikasno za razliku od modela za predviđanje bankrota. Bankrot, kao poslovni rizik, ne može se u potpunosti izbjeći ali se njime može upravljati kroz uporabu različitih modela za predviđanje bankrota baziranih na temelju financijskih pokazatelja iz financijskih izvještaja i nefinancijskih pokazatelja poduzeća. Prema Izvješću o malim i srednjim poduzećima u Hrvatskoj za 2019./2020. godinu, centra za politiku razvoja malih i srednjih poduzeća i poduzetništva (CEPOR), SME poduzeća imaju najveći udio u broju poduzeća u Hrvatskoj u iznosu od 99,7% te su u Hrvatskoj ostvarila udio od 60,30% u ukupnom prihodu, 74,3% u zaposlenosti i 53% u izvozu Hrvatske. Stoga, predmet istraživanja diplomskog rada bit će računovodstvene informacije iz financijskih izvještaja koje će biti korištene pri oblikovanju modela predviđanja bankrota SME poduzeća (*engl. Small and Medium Sized Enterprises*), upravo zbog toga što SME poduzeća zauzimaju značajno veliki udio u broju poduzeća u Hrvatskoj. Sukladno tomu, neophodno je razviti kvalitetan model za predviđanje bankrota takvih poduzeća na temelju financijskih pokazatelja iz financijskih izvještaja jer bi njihova propast mogla značajno ugroziti gospodarstvo Hrvatske.

## 1.3. Istraživačke hipoteze

Prije postavljanja istraživačkih hipoteza potrebno je pretpostaviti da financijski izvještaji istinito i fer prikazuju stanje poduzeća tj. da nije prisutna manipulacija s računovodstvenim podacima iz financijskih izvještaja. Sukladno tomu, postavljaju se sljedeće hipoteze:

**H1: Na temelju financijskih pokazatelja i računovodstvenih informacija poduzeća moguće je predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća**

**H2: Kombinirani financijski pokazatelji mogu biti učinkovitiji u predviđanju bankrota SME poduzeća od pojedinačnih financijskih pokazatelja**

## 1.4. Ciljevi istraživanja

Glavni cilj ovog rada je oblikovati model na temelju SME poduzeća te utvrditi uzročnu vezu među varijablama vezanih uz predviđanje bankrota SME poduzeća dokazivanjem, odnosno opovrgavanjem, postavljenih hipoteza. Osim glavnog cilja, pomoćni ciljevi istraživanja su:

- Istražiti temeljne teorijske pojmove predviđanja bankrota,
- Istražiti važnost predviđanja bankrota, uzroke i simptome bankrota,
- Pružiti informacije o zakonskom okviru za bankrot u Republici Hrvatskoj (dalje RH),
- Istražiti dosadašnje modele predviđanja bankrota (inozemna i hrvatska istraživanja) te pružiti informacije o analizi financijskih izvještaja pomoću financijskih pokazatelja.

## 1.5. Sadržaj diplomskog rada

Diplomski će se rad sastojati od sedam dijelova. U prvom dijelu bit će opisan problem istraživanja te će se definirati ciljevi, hipoteze i predmet istraživanja. Potom, u drugom dijelu bit će obrađene teorijske odrednice bankrota. Poblje će se objasniti pojmovi nelikvidnosti, insolventnosti i bankrota te iznijeti uzroci i simptomi bankrota. U trećem dijelu bit će prikazan zakonski okvir za bankrot u RH i poblje objašnjeni postupci ka proglašenju bankrota u RH. Nadalje u četvrtom dijelu, slijedi istraživanje predviđanja bankrota koje će se temeljiti na već postojećim istraživanjima i zaključcima dosadašnjih teorijskih spoznaja vezanih uz hrvatska i inozemna istraživanja predviđanja bankrota te će se definirati financijski pokazatelji analize temeljnih financijskih izvještaja. U petom će se dijelu pomoću statističkih metoda razviti model predviđanja bankrota SME poduzeća na temelju pojedinačnih i kombiniranih financijskih pokazatelja iz financijskih izvještaja. Potom, u šestom dijelu rada tj. u raspravi, bit će predstavljeni glavni rezultati pri razvoju modela za SME poduzeća iz uzorka. U posljednjem dijelu rada, odnosno u zaključku, bit će navedene sve najvažnije teorijske spoznaje postavljenog problema istraživanja te najvažniji zaključci razvoja modela za predviđanje bankrota SME poduzeća.

## **2. TEORIJSKE ODREDNICE BANKROTA**

### **2.1. Nelikvidnost, insolventnost i bankrot**

Važnost praćenja i analiziranja poslovnih rizika za održavanje financijske stabilnosti poslovanja prepoznata je u 19. stoljeću, odnosno u vrijeme industrijske revolucije kada se povećao broj poduzeća (Zengerović, 2009).

Uz pojam bankrota, često se vežu pojmovi nelikvidnosti i insolventnosti koji se po svome značenju bitno razlikuju. Nelikvidnost je kratkoročnog vremenskog karaktera. Nelikvidan gospodarski subjekt nije u mogućnosti podmirivati u roku kratkoročne obveze poslovanja redom kako dolaze na naplatu o roku dospjeća, nego podmiruje svoje nastale obveze iz poslovanja sa zakašnjenjem. S druge strane, insolventnost je dugoročnog vremenskog karaktera te takav subjekt nije sposoban u roku podmiriti svoje dugoročne obveze pa niti sa zakašnjenjem, jer je takvom subjektu ukupna imovina znatno manja od ukupnih obveza. Takvim insolventnim poduzećima žiro račun je u blokadi, što ne znači da moraju već tada pokrenuti stečajnu proceduru. Insolventnost upućuje na prve značajne probleme u poslovanju poduzeća te rezultat nesposobnosti dugoročnog podmirivanja obveza proizašlih iz poslovanja u dužem roku označava bankrot (stečaj) poduzeća (Pervan, 2017).

Stečajni postupak se otvara kada postoji stečajni razlog, odnosno kada je poduzeće prezaduženo i nesposobno za plaćanje svojih obveza (Zakon o trgovačkim društvima, čl.5., 2022). Prema Zakonu o Vladi Republike Hrvatske, poduzeće je u financijskim poteškoćama ako nije u mogućnosti spriječiti vlastitim sredstvima ili sredstvima trećih osoba gubitak poslovanja te održati likvidnost. Često se financijske poteškoće povezuju sa pojmom bankrota, no samo u nekim slučajevima financijske poteškoće uzrokuju stečajni postupak, odnosno bankrot (Bogdan et al., 2019).



## 2.2. Uzroci i simptomi bankrota

Ključni je uzrok bankrota neadekvatno upravljanje poslovanjem (loš menadžment), poslovanje u rizičnim industrijama, visoke kamatne stope, pojava konkurencije, financijske poteškoće poduzeća te nepovoljno makroekonomsko okruženje (Altman i Hotchkiss, 2006). Visoke kamatne stope pogoršavaju financijsku situaciju poduzeća jer veći troškovi financiranja uzrokuju veće izdatke za obveze, čime se smanjuje profitabilnost poduzeća a povećava rizik od neplaćanja duga. Viša inflacija, poduzeće čini manje konkurentnim. Nadalje, visoka nezaposlenost može biti također uzrok stečaja poduzeća. Nezaposlenost rezultira nižom potražnjom za dobra i usluge, utječe na smanjenje proizvodnje i investicija što utječe na pogoršanje financijske situacije poduzeća (Tomas Žiković, 2018).

Vukoja et al. (2017) navode dodatne uzroke stečaja: slaba motivacija zaposlenika, ekonomske krize, loša edukacija zaposlenika, velika zaduženost, slaba lokacija i marketing poduzeća te nerealni i previše izazovni ciljevi poduzeća. Također, navodi da i primjena kreativnog računovodstva može biti uzrok stečaja poduzeća.

Prema Zakonu o Vladi Republike Hrvatske (2015) najčešći simptomi stečaja su smanjenje likvidnosti i profitabilnosti, smanjenje tržišnog udjela, slabija produktivnost te zastarjela tehnologija. Predlaže se da poduzetnici kontinuirano prate poslovanje poduzeća te pravovremeno reagiraju ukoliko uoče financijske poteškoće kako ne bi bilo prekasno za održivost poslovanja.

Šestanović et al. (2020) navode uzroke stečaja poput negativan radni kapital, nezadovoljavajući koeficijent obrtaja i dani vezivanja, slaba konkurentna pozicija, nezadovoljavajući tržišni rast i ugled. Nadalje, naglašavaju da postoje tri faze kroz koje prolaze poduzeća prije konačnog te da je glavni uzrok konačne propasti menadžment i nedostatak kontrolnih mehanizama jer smatraju da su uzroci krize uglavnom unutarnji, odnosno pod kontrolom menadžmenta. Primjerice, nedovoljno znanje menadžmenta, nerealna očekivanja, neprimjereno trošenje sredstava poduzeća, nedostatak bitnih informacija na temelju kojih se donose pogrešne odluke poslovanja. Zdravstvene i ekološke katastrofe, tehnički kvarovi, zaposlenici bez nadzora su također uzroci bankrota ali svi ti uzroci su specifični za određene industrije te bi se upravo radi toga trebale odrediti vjerojatnosti nastanka pojedinog rizika za točno određena poduzeća. Na temelju vjerojatnosti nastanka rizika, treba uzeti u obzir onaj rizik koji je najvjerojatniji da se dogodi promatranom poduzeću te suzbiti ili ublažiti njegove negativne posljedice na financijsku stabilnost poduzeća.

### 3. ZAKONSKI OKVIR ZA BANKROT U REPUBLICI HRVATSKOJ

Hrvatska sudska praksa pokazuje da stečajni postupci često rezultiraju rasprodajom imovine poduzeća, raskidom ugovora zaposlenika i poslovanja poduzeća (Pervan et al., 2011). Kada poduzeće uđe u stečajni postupak takve informacije trebaju biti objavljene u Narodnim novinama. U RH stečajni je postupak propisan Stečajnim Zakonom (stupio na snagu 31. ožujka 2022), koji je objavljen u Narodnim novinama (NN 71/15, 104/17, 36/22). Stečajni postupak provodi trgovački sud. Mnogi poduzetnici u RH ne uočavaju na vrijeme pojavu financijskih poteškoća te reagiraju kada bude prekasno za njihovo saniranje. Financijska agencija (FINA), koju nadzire sud, poduzima radnje vezane za stečajni postupak (Stečajni Zakon, čl. 44, 2022).

Prema Zakonu o Vladi Republike Hrvatske (2015), napisane su smjernice za restrukturiranje poduzeća izvansudskim sporazum, prije otvaranja stečajnog postupka, kako bi se potaknula poduzeća da pravovremeno reagiraju kada nisu sposobni podmirivati svoje obveze. Naime, izvansudsko restrukturiranje se pokreće kada je financijski problem poduzeća rješiv te kada postoji vjerojatnost da se uz dogovor s vjerovnicima može spasiti poslovanje poduzeća te podmiriti obveze bez otvaranja stečajnog postupka, primjerice otpisom dijela dugova kako bi se održati poslovanje. Međutim, ako se izvansudskim restrukturiranjem ne dođe do sporazuma između poduzetnika i vjerovnika potrebno je pokrenuti restrukturiranje sudskim putem, odnosno otvoriti stečajni postupak. Postoje dva rješenja stečajnog postupka, a to je prestanak poslovanja poduzeća ili restrukturiranje (nastavak poslovanja u nekoj novoj vlasničkoj strukturi).

Razlikuje se predstečajni i stečajni postupak te stečajni plan. Predstečajni se postupak provodi kako bi se utvrdio položaj poduzeća i njegovih vjerovnika te kako bi se održalo poslovanje tog poduzeća (Stečajni Zakon, čl. 2., 2022). Nadalje, provodi se ako se uoče moguće nesposobnosti za plaćanje, tj. kada poduzeće duže od trideset dana kasni isplatiti plaću svojim zaposlenicima, duže od trideset dana nije uplatilo poreze i doprinose iz plaće te kada Financijska agencija uoči da poduzeće ima jedan ili više neizvršenih naloga za plaćanje (Stečajni Zakon, čl. 4., 2022). Za pokretanje predstečajnog postupka, potrebno je dostaviti financijske izvještaje, podatke o broju zaposlenih i plan restrukturiranja (Stečajni Zakon, čl. 26., 2022.). Poduzeće u procesu otvaranja predstečajnog postupka može izvršavati samo nužna plaćanja za redovno poslovanje (Stečajni Zakon, čl. 29., 2022). Predstečajni postupak traje od 120-180 dana, čijim je završetkom poduzeće dužno platiti troškove predstečajnog postupka (Stečajni Zakon, čl. 63. i 74.a, 2022)

Stečajni postupak može se provesti nad fizičkim osobama koje su ili obveznici poreza na dohodak ili obveznici poreza na dobit (Stečajni zakon, čl.3., 2022) kod kojih je uočena moguća nesposobnost za

plaćanje (svojim zaposlenicima nije isplato tri uzastopne plaće i nakon 120 dana ima neizvršena plaćanja sa žiro računa) i kod kojih je uočena prezaduženost, u smislu da su obveze poduzeća veće od imovine (Stečajni Zakon, čl. 6. i 7., 2022). Stečajni postupak provodi se nad poduzećem u stečaju kako bi se namirio dug njegovih vjerovnika, a stečajni se plan može provesti tijekom trajanja stečajnog postupka (Stečajni Zakon, čl. 2., 2022). Otvaranjem stečajnog postupka, zatvaraju se svi računi poduzeća i otvara novi račun te se određuju ovlaštene osobe koje će raspolagati sredstvima na tom novootvorenom računu (Stečajni Zakon, čl. 218., 2022), a uz poduzeće se dodaje oznaka da je u stečaju (Stečajni Zakon, čl. 219., 2022).

Stečajnim planom iznose se planovi kojim se želi održati poslovanje poduzeća, poput spajanja/pripajanja tog poduzeća nekom drugom poduzeću, odgoditi isplate obveza ili oslobođenje od nekih obveza, prodaja imovine, odrediti način namirenja vjerovnika i sl. (Stečajni Zakon, čl. 303., 2022).

Direktori poduzeća trebali bi, ukoliko primijete moguće nastupanje nesposobnosti za plaćanje, u obzir uzeti interese svojih vjerovnika, poduzeti mjere za otklanjanje nesposobnosti za plaćanje te izbjegavati radnje koje bi mogle ugroziti održivost poslovanja (Stečajni zakon, čl. 20.a, 2022).

## 4. ISTRAŽIVANJE PREDVIĐANJA BANKROTA

Poslovni je rizik često prisutan u poslovnim odnosima s poslovnim partnerima. Takav rizik, označava mogućnost da će poduzeće imati poslovne gubitke zbog neplaćenih potraživanja od strane poslovnog partnera koji je pred bankrotom (Pervan i Filipović, 2010).

Predvidjeti bankrot prije nego nastupi, omogućava poduzeću ali i njegovim poslovnim partnerima da na vrijeme uoče potencijalne financijske poteškoće i negativne čimbenike iz eksterne i interne okoline poduzeća te ako je moguće da poduzmu mjere za njihovu eliminaciju, kako se ne bi ugrozio daljnji tijek poslovanja. Takav odgovoran pristup poslovanju osigurava poduzeću konkurentnost na tržištu, likvidnost te lakši pristup financijskim sredstvima od banke po nižoj kamatnoj stopi (niži rizik povrata financijskih sredstava). Iako je, predviđanje bankrota jedan od ključnih aktivnosti poduzeća koja za sobom nosi mnoge pozitivne posljedice, menadžeri (koji su u mnogim slučajevima i vlasnici poduzeća) često zanemaruju važnost analize poslovanja poduzeća. Naime, to umjesto njih odrađuje banka tj. investitori ako se od njih zatraže financijska sredstva za poslovanje (Šarlija et al., 2009). Sukladno tomu, neka poduzeća kasno uoče da financijski pokazatelji ukazuju na kratkoročnu likvidnost a i mogućoj dugoročnoj insolventnosti, tj. kada bude kasno za bilo kakvo restrukturiranje poslovanja.

Prije nekoliko desetljeća, predviđanje bankrota provodilo se kroz analiziranje financijskih izvješća poduzeća, poslovnih planova poduzeća te intervjuirajući vlasnike samog poduzeća, što je pojavom sve dinamičnije i kompleksnije poslovne okoline postalo manje efikasno za razliku od modela za predviđanje bankrota (Šarlija et al., 2009). Za razvoj modela potrebno je odrediti varijable koje su statistički značajni za predviđanje bankrota, prikupiti informacije iz bazi podataka poput informacija o otvaranju stečaja, računovodstvenim podacima i sl. te potom izvršiti statističku procjenu odnosno vrednovanje modela. Potrebno je i teorijski opisati varijable unutar modela s postavljenim zahtjevima prije razvoja modela.

Međutim da se na vrijeme uoče financijski problemi, sam model predviđanja bankrota nije dovoljan zbog kompleksnosti poslovanja već je potrebno u analizi obuhvatiti kvantitativne i kvalitativne varijable (Šestanović et al., 2020). Banke uz financijske varijable koriste i kvalitativne varijable poput kvalitete upravljanja, starosti poduzeća, tehnologije i sl. kako bi bolje procijenili rizik propasti poduzeća to jest kako bi točnost predviđanja bankrota bila što veća (Pervan et al., 2018).

Točnost predviđanja bankrota pomoću modela ovisi o starosti podataka, odnosno točnost predviđanja bankrota je puno veća ako se koriste financijski podatci od godinu dana prije bankrota dok je točnost predviđanja puno manja kada su podatci od dvije ili tri godine prije bankrota (Pervan et al., 2018).

Modele za predviđanje bankrota moguće je podijeliti na one modele koji se odnose na banke, modele koje se odnose na poduzeća te modele koje je moguće primijeniti i na banke i poduzeća. No, prije opisa modela i istraživanja predviđanja bankrota bit će prikazan kratak osvrt analize financijskih izvještaja pomoću financijskih pokazatelja i analiza obrasca BON-1, koji također mogu ukazati na nelikvidnost i insolventnost poduzeća.

#### **4.1. Pokazatelji analize financijskih pokazatelja i obrazac BON-1**

Prema istraživanju, predviđanje bankrota poduzeća na temelju javno dostupnih financijskih izvještaja i izračunatih financijskih pokazatelja ima bitnu informacijsku vrijednost u otkrivanju financijskih poteškoća (Pervan et al, 2011). Pokazatelji, odnosno brojevi, mogu se definirati kao nositelji informacija bitnih za uspješno upravljanje poslovanjem odnosno donošenje poslovnih odluka (Žager et al., 2008). Pod temeljne skupine pokazatelja analize financijskih izvještaja spadaju pokazatelji likvidnosti, zaduženosti, aktivnosti, ekonomičnosti, profitabilnosti te investiranja. Koji će se od ovih prethodno navedenih pokazatelja koristiti, odnosno kojoj će se skupini pokazatelja dati veća važnost u odnosu na ostale zavisi o poslovnoj odluci koja se donosi. Primjerice, pri odobravanju kratkoročnog kredita značajan je pokazatelj likvidnosti, dok kod odobravanja dugoročnog kredita takav pokazatelj nije značajan. Dioničarima je bitna sigurnost poslovanja te pokazatelji profitabilnosti dok je menadžmentu važna svaka skupina pokazatelja jer su zaduženi kako za kratkoročnu tako i za dugoročnu financijsku stabilnost poduzeća (podmirenje kratkoročnih i dugoročnih obveza, osiguravanje dividendi, osiguravanje određene dobiti za razvoj poduzeća i sl.).

Šestanović et al. (2020) naglašavaju da ako se želi sagledati cjelokupna slika poslovanja poduzeća onda nije dovoljno promatrati pojedinačno pokazatelje nego ih je potrebno sagledati povezano.

Temeljna dva kriterija dobrog poslovanja su kriterij sigurnosti poslovanja i kriterij uspješnosti poslovanja. Prema tome, pod pokazatelje sigurnosti poslovanja ubrajaju se pokazatelji likvidnosti i zaduženosti (opisuju financijski položaj poduzeća) a pod pokazatelje uspješnog poslovanja spadaju pokazatelji ekonomičnosti, profitabilnosti i investiranja (Žager et al., 2008).

Da bi se kvalitetno mogla procijeniti zadovoljavajuća ili nezadovoljavajuća veličina izračunatog pokazatelja, potrebno je usporediti izračunate pokazatelje s standardnim veličinama pokazatelja. Pod standardne veličine pokazatelja spadaju planirani pokazatelji za promatrano razdoblje, trend kretanja veličina pokazatelja u poduzeću te usporedba veličine pokazatelja s sličnim poduzećem u istoj industriji

ili s prosječnom vrijednosti točno određene veličine pokazatelja svih poduzeća u istoj industriji (Belak, 1995). Ukoliko postoji nedostatak informacija u vezi rezultata prosjeka industrije, onda je poželjno u interpretaciji koeficijenta koristiti idealnu iskustvenu vrijednost pokazatelja (Van Horne, 2013).

#### 4.1.1. Pokazatelji profitabilnosti

Pokazatelji profitabilnosti ili kako se još nazivaju pokazatelji rentabilnosti spadaju pod pokazatelje uspješnosti poslovanja te se profit povezuje s ukupnim prihodima (prihodima od prodaje) i investicijama. Uobičajeno se izražavaju u postotku (Žager et al., 2008). Smatra se najvažnijom analizom te se razlikuju dvije osnovne mjere, a to su profitna marža i povrat na investirano (Belak, 1995). Pokazatelji profitabilnosti pomažu da se odredi koliko je poduzeće sposobno da ostvari određenu razinu ekonomske koristi pomoću svoje imovine a isto tako pomažu u sagledavanju zadovoljavajuće razine ekonomske koristi pri povratu na uloženi kapital vlasnika (Ježovita i Žager, 2014). Kod ovih pokazatelja preferiraju se veće vrijednosti.

Pod pokazatelje profitabilnosti, najčešće se koriste pokazatelji marže profita, rentabilnost ukupne imovine i rentabilnost vlastitog kapitala. Formule izračunavanja prethodno navedenih pokazatelja prikazane su u tablici 1. Razlika između bruto i neto pokazatelja je u obuhvaćanju poreza u brojniku pokazatelja marži profita i pokazatelja rentabilnosti imovine.

**Tablica 1.**

*Pokazatelji profitabilnosti*

NAZIV POKAZATELJA	BROJNIK	NAZIVNIK
Neto marža profita	Neto dobit + kamate	Ukupni prihod
Bruto marža profita	Dobit prije poreza + kamate	Ukupni prihod
Neto rentabilnost imovine	Neto dobit + kamate	Ukupna imovina
Bruto rentabilnost imovine	Dobit prije poreza + kamate	Ukupna imovina
Rentabilnost vlastitog kapitala (glavnice)	Neto dobit	Vlastiti kapital (glavnica)

Izvor: Preuzeto iz *Analiza financijskih izvještaja* (str. 253), Žager, K., Mamić-Sačar, I., Sever, S., Žager, L., 2008, Zagreb: Masmedia.

Neto marža profita pokazuje koliki postotak ukupnih prihoda ostaje poduzeću nakon podmirenja svih troškova i poreza na dobit. Taj ostatak prihoda (dobiti poslije oporezivanja) poduzeće može svojevoljno isplatiti dioničarima u obliku dividende ili ostaviti u zadržanu dobit u bilanci za slučaj reinvestiranja u poslovanju (Belak, 1995). Izazov kod procjenjivanja neto marže profita predstavljaju porezno nepriznati troškovi koji kao takvi ako se dobro ne odrede kao nepriznati mogu uništiti kvalitetu procjene ovog pokazatelja te dovesti do gubitka. Bruto marža profita pokazuje koliki postotak ukupnih prihoda ostaje poduzeću (nakon podmirenja proizvodnih troškova) za podmirenje troškova uprave i prodaje te za ostvarenje dobiti (Belak, 1995). Kada se bruto profitna marža usporedi s bruto profitnim maržama drugih poduzeća u istoj industriji, tada se mogu preciznije analizirati troškovi i prodajne cijene.

Rentabilnost imovine označava u kojoj mjeri poduzeće učinkovito koristi svoju imovinu da bi ostvarilo dobit, odnosno označava povrat na ukupnu imovinu. Ako se povećava marža profita, povećavat će se i rentabilnost imovine te je bolje što je manje imovine potrebno za ostvarivanje određene dobiti (Žager, 2008). Rentabilnost vlastitog kapitala označava koliki je povrat vlasnik dobio na uloženi kapital. Odnosno, taj pokazatelj označava koliko je poduzeće sposobno da stvara dodanu vrijednost za vlasnike što označava temeljni cilj poslovanja poduzeća (Ježovita i Žager.,2014).

## Tablica 2.

*Odnos ROA (rentabilnosti imovine), ROE (rentabilnosti vlastitog kapitala) i kamatne stope*

ROE > ROA	ROA > i	ROE > i
ROE < ROA	ROA < i	ROE < i

Izvor: Preuzeto iz „Ocjena zaduženosti poduzeća pokazateljima profitabilnosti“, Ježovita, A., Žager, L., 2014, Zbornik Ekonomskog fakulteta u Zagrebu, Vol. 12, str. 7.

Poduzeće posluje uspješno kada ostvaruje povrat koji je veći od troška tuđeg kapitala (troška posuđivanja) te je tada rentabilnost vlastitog kapitala veća od rentabilnosti ukupne imovine. Odnosno, kada ukupna imovina poduzeća stvara veću dobit nego što ima troškova kamata tada će stvarati i dodana vrijednost za vlasnike. U tom slučaju poduzeće je povoljno zaduženo te pomoću tuđeg kapitala ostvaruje veći prinos nego što bi ostvarivalo u slučaju korištenja samo vlastitog kapitala (Ježovita i Žager, 2014). Prema tome, da bi poduzeće pravilno procijenilo isplatili mu se zaduživati, potrebno je usporediti stopu povrata na ukupnu imovinu s kamatom stopom za tuđi kapital (Belak, 1995).

Da bi se precizno odredile vrijednosti ovih pokazatelja pri ocjeni profitabilnosti poduzeća, potrebno je pokazatelje usporediti s drugim poduzećima u istoj industriji ili promotriti trend kretanja veličine pokazatelja kroz više razdoblja u istom poduzeću (Ježovita i Žager, 2014).

#### 4.1.2. Pokazatelji aktivnosti

Pokazatelji aktivnosti ili koeficijenti obrta analiziraju odnos između prihoda i imovine, odnosno govore o tome koliko jedna novčana jedinica imovine inicira ostvarenje novčanih jedinica prihoda na tržištu (Belak, 1995). Obično se pokazatelji aktivnosti računaju za ukupnu imovinu, potraživanja i kratkotrajnu imovinu (Žager et al, 2008). Pokazatelji aktivnosti ukazuju na sposobnost poduzeća da generira dovoljno radnog kapitala (označava višak kratkotrajne imovine nad kratkoročnim obvezama) za redovno plaćanje kratkoročnih obveza (Tintor, 2021). Za izračunavanje pokazatelja aktivnosti, najčešće se uzimaju koeficijenti prikazani tablicom 3.

**Tablica 3.**

*Pokazatelji aktivnosti*

NAZIV POKAZATELJA	BROJNIK	NAZIVNIK
Koeficijent obrta ukupne imovine	Ukupni prihod	Ukupna imovina
Koeficijent obrta kratkotrajne imovine	Ukupni prihod	Kratkotrajna imovina
Koeficijent obrta potraživanja	Prihodi od prodaje	Potraživanja
Trajanje naplate potraživanja u danima	Broj dana u godini (365)	Koeficijent obrta potraživanja

Izvor: Preuzeto iz *Analiza financijskih izvještaja* (str. 252), Žager, K., Mamić-Sačar, I., Sever, S., Žager, L., 2008, Zagreb: Masmedia.

Da bi poduzeće uspješno i sigurno poslovalo, bitno je da koeficijent obrta bude što veći broj (upućuje na veću aktivnost poduzetnika) te da je vrijeme naplate potraživanja što kraće (Žager et al. 2008). Također, izračunati koeficijent obrta i izračunato trajanje naplate potraživanja za promatranu godinu istog poduzeća nemaju značajnu informativnu ulogu ako se ne usporede s izračunatim koeficijentima



iz prethodnih godina istog poduzeća ili s koeficijentima svih poduzeća unutar iste industrije (Belak, 1995).

### 4.1.3. Pokazatelji zaduženosti

Najčešći pokazatelji zaduženosti prikazani su u tablici 4.

**Tablica 4.**

*Pokazatelji zaduženosti*

NAZIV POKAZATELJA	BROJNIK	NAZIVNIK
Koeficijent zaduženosti	Ukupne obveze	Ukupna imovina
Koeficijent vlastitog financiranja	Glavnica	Ukupna imovina
Koeficijent financiranja	Ukupne obveze	Glavnica
Pokriće troškova kamata	Dobit prije poreza i kamata	Kamate
Faktor zaduženosti	Ukupne obveze	Zadržana dobit + amortizacija

Izvor: Preuzeto iz *Analiza financijskih izvještaja* (str. 251), Žager, K., Mamić-Sačar, I., Sever, S., Žager, L., 2008, Zagreb: Masmedia.

Razlikuje se statična i dinamična zaduženost s obzirom da li su koeficijenti formirani na temelju podatka iz bilance ili računa dobiti i gubitka. Pod statičnu zaduženost spadaju koeficijent zaduženosti, koeficijent vlastitog financiranja i koeficijent financiranja jer se temelje na podacima iz bilance. Ti pokazatelji upućuju na podatak koliko se imovine financira iz vlastitog kapitala (glavnice) a koliko iz tuđeg kapitala (obveze), odnosno moguće je odrediti odnos obveza i glavnice (Žager et al., 2008). Pod dinamičnu zaduženost spadaju pokriće troškova kamata i faktor zaduženosti jer se temelje na podacima iz računa dobiti i gubitka ali i na podacima iz bilance. Pokazatelj pokrića troškova kamata ukazuje koliko je puta veća bruto dobit od kamata. Što je veće pokriće kamata bruto dobiti to upućuje na manju zaduženost i obrnuto. Faktor zaduženosti ukazuje koliko je godina potrebno da se iz zadržane dobiti uvećane za amortizaciju pokriju ukupne obveze (radi se o indikatoru zaduženosti) Nadalje, što je faktor zaduženosti manji to označava i manju zaduženost (Žager et al., 2008).

Koeficijent zaduženosti, odnosno udio ukupnih obveza u ukupnoj imovini ne bi trebao biti veći od 50%. Što je veći koeficijent zaduženosti, poduzeće postaje sve rizičnije za ulaganje. Odnosno, počinje se sumnjati da je poduzeće sposobno da podmiri svoje ukupne obveze. Koeficijent vlastitog financiranja, odnosno udio glavnice (vlastitog kapitala) u ukupnoj imovini bi trebao biti jednak ili veći od 50% (Belak, 1995). Veći udio vlastitog kapitala u ukupnoj imovini ukazuje da poduzeće koristi više vlastiti kapital nego tuđi kapital te je sukladno tomu lakše podmiri obveze.

Koeficijent financiranja prikazuje odnos duga i glavnice. Kao takav omjer, on daje istu informaciju kao i koeficijent zaduženosti. Da poduzeće ne bude prezaduženo, ono ne bi trebalo imati vrijednost ukupnih obveza veću od vlastitog kapitala (vlasničke glavnice), odnosno omjer ukupnih obveza i vlastitog kapitala bi trebao iznositi 1:1 (Belak, 1995)

Da bi se procijenila sposobnost poduzeća da plati kamatu i vrati glavnicu kreditoru, izračunava se pokriće troškova kamata. Pomoću tog pokazatelja može se procijeniti koliko je puta dobit prije poreza i kamata (operativna dobit) veća od troškova kamata. Što je to pokriće veće, manja je zaduženost (Žager et al., 2008). Odnos operativne dobiti i troška kamata treba biti veći od 1. Ako je taj odnos točno 1 to znači da je operativna dobit nula. Faktor zaduženosti označava koliko je godina potrebno poduzeću da podmiri svoje ukupne obveze. Dobro je ako je poduzeće sposobno u roku pet godina podmiriti svoje ukupne obveze, no ako je poduzeću potrebno više od pet godina da podmiri svoje obveze to upućuje na pre zaduženost poduzeća (Belak, 1995).

#### **4.1.4. Pokazatelji likvidnosti i utvrđivanje solventnosti**

Pokazatelji likvidnosti označavaju sposobnost poduzeća da pravovremeno podmiri svoje kratkoročne obveze što je važno za poduzeće da neometano posluje. Kod pokazatelja likvidnosti razlikuju se dvije skupine: mjere utemeljene na odnosu između tekuće aktive i pasive te mjere koje pokazuju mogućnost pretvaranja tekuće aktive u novac (Belak, 1995).

Za izračun pokazatelja likvidnosti, najčešće se uzimaju koeficijenti prikazani u tablici 5.

**Tablica 5.***Pokazatelji likvidnosti*

<b>NAZIV POKAZATELJA</b>	<b>BROJNIK</b>	<b>NAZIVNIK</b>
Koeficijent trenutne likvidnosti	Novac	Kratkoročne obveze
Koeficijent ubrzane likvidnosti	Novac + potraživanja	Kratkoročne obveze
Koeficijent tekuće likvidnosti	Kratkotrajna imovina	Kratkoročne obveze
Koeficijent financijske stabilnosti	Dugotrajna imovina	Kapital + dugoročne obveze

Izvor: Preuzeto iz *Analiza financijskih izvještaja* (str. 248), Žager, K., Mamić-Sačer, I., Sever, S., Žager, L., 2008, Zagreb: Masmedia.

Koeficijent trenutne likvidnosti nije baš najbolja mjera likvidnosti jer lako može poduzetnika ili kreditora navesti na krivi zaključak o sposobnosti poduzeća da na vrijeme podmiruje svoje kratkoročne obveze. Primjerice, ako je poduzeću na dan izračunavanja koeficijenta trenutne likvidnosti stigla uplata na žiro račun tada taj koeficijent može biti visok te biti pozitivno protumačen iako poduzeće možda tada uopće nije u sposobnosti podmiri svoje obveze redom kako dolaze. Koeficijent ubrzane likvidnosti je bolja mjera od koeficijenta trenutne likvidnosti te bi njegova vrijednost trebala biti 1 ili veća od 1 da bi poduzeće moglo održavati normalnu likvidnost (Žager et al., 2008). Ona pokazuje koliko je poduzeće sposobno da u vrlo kratkom roku osigura određenu količinu gotovine (Belak, 1995).

Najznačajniji pokazatelji likvidnosti su koeficijent tekuće likvidnosti i koeficijent financijske stabilnosti. Koeficijent tekuće likvidnosti trebao bi iznositi minimalno 2. Odnosno, ako poduzeće želi pravodobno plaćati svoje obveze ono treba imati minimalno dva puta više kratkotrajne imovine od kratkoročnih obveza. Koeficijent financijske stabilnosti bi morao biti manje od 1 jer poduzeće dio svoje kratkotrajne imovine treba financirati iz dugoročnih izvora, odnosno iz radnog kapitala, kako bi se održala normalna likvidnost poduzeća. S druge strane ako je taj koeficijent veći od 1, to znači da poduzeće ne posjeduje radni kapital te da dio svoje dugotrajne imovine financira iz kratkoročnih izvora. Što je koeficijent financijske stabilnosti manji, to je veća likvidnost i financijska stabilnost poduzeća, odnosno radni kapital, razlika kratkotrajne imovine i kratkoročnih obveza, je veći (Žager, 2008).

Potrebno je napomenuti da zadovoljavajuće veličine koeficijenta likvidnosti nisu fiksirane za sva poduzeća, odnosno da na likvidnost poduzeća utječe mnogo čimbenika. Stoga može se reći da neka poduzeća mogu imati koeficijent tekuće likvidnosti iznad 2 a ne biti sposobna pravodobno podmirivati svoje obveze, dok neka poduzeća mogu imati koeficijent tekuće likvidnosti ispod 2 a biti sposobna na

vrijeme podmirivati svoje obveze. Sukladno tomu, čimbenici koji utječu na likvidnost su vrsta djelatnosti u kojoj poduzeće djeluje, struktura imovine, strukturu obveza te aktivnost poduzeća mjerena koeficijentom ukupne imovine i trajanje naplate potraživanja (Žager et al. 2008).

Kod utvrđivanja solventnosti, koristi se pet pokazatelja: omjer dugoročnih obveza i ukupnog dugoročnog kapitala (idealna udio dugoročnih obveza u ukupnom dugoročnom kapitalu maksimalno oko 30-35%) , stupanj zaduženosti (idealna udio obveza u ukupnoj imovini maksimalno 50% te sve više od toga predstavlja veći rizik ulaganja u takvo društvo), omjer duga i glavnice ( idealna maksimalna vrijednost 1), odnos pokrića kamata (idealna vrijednost minimalno 1) te na kraju odnos dugotrajne imovine i vlasničke glavnice (idealna vrijednost minimalno 1) (Belak, 1995).

#### **4.1.5. Obrazac BON-1 i BONPLUS**

Obrazac BON-1 prikazuje informacije o vjerojatnosti nastupanja insolventnosti, ocjenu likvidnosti i kreditnu sposobnost društva (Bahtijarević-Šiber i Sikavica, 2001).

On se sastoji od: općih podataka o poduzetniku, podataka i pokazatelja poslovanja za prethodnu godinu, podataka o zaposlenima, podataka o poslovanju za prethodno poslovno razdoblje te stanja novčanih sredstava. Rezultati poduzetnika uspoređuju se kako s rezultatima svih poduzetnika u razredu tako i sa svim poduzetnicima jednake veličine u razredu. Viši rang poduzetnika označava njegov bolji položaj. Svi ti podatci doprinose općem zaključku o financijskom stanju poduzetnika.

BONPLUS sastoji se od osnovnih podataka o poduzetniku, financijskih informacija i ocjene financijskog rejtinga koji prikazuje vjerojatnost zastoja plaćanja.

Ocjene rejtinga i pripadajući razred, koji su jedinstveni za sve veličine poduzetnika, opisani su tablicom 6.

## Tablica 6.

Ocjena rejtinga i razredi rizika neplaćanja prema obrascu BONPLUS

OPIS VJEROJATNOSTI ZASTOJA U PLAĆANJU ILI NEISPUNJAVANJA OBVEZA PREKO 90 DANA	RAZRED	REJTING
Poduzetnici sa zanemarivom vjerojatnošću zastoja U plaćanju	1	A1
Poduzetnici S najnižom vjerojatnošću zastoja u plaćanju	2	A2
Poduzetnici S vrlo niskom vjerojatnošću zastoja u plaćanju	3	A3
Poduzetnici S niskom vjerojatnošću zastoja U plaćanju	4	B1
Poduzetnici sa srednje niskom vjerojatnošću zastoja U plaćanju	5	B2
Poduzetnici S blago povišenom vjerojatnošću zastoja U plaćanju	6	B3
Poduzetnici S povišenom vjerojatnošću zastoja u plaćanju	7	B4
Poduzetnici S ispod prosječnom vjerojatnošću zastoja u plaćanju	8	B5
Poduzetnici sa prosječnom vjerojatnošću zastoja u plaćanju	9	B6
Poduzetnici sa blago iznad prosječnom vjerojatnošću zastoja u plaćanju	10	C1
Poduzetnici sa visokom vjerojatnošću zastoja u plaćanju	11	C2
Poduzetnici sa vrlo visokom vjerojatnošću zastoja u plaćanju	12	C3
Poduzetnici u blokadi više od 90 dana ili bili u blokadi više od 90 dana u periodu od 6 mjeseci prije trenutka izračuna kreditnog rejtinga	13	D1
Poduzetnici nad kojima je pokrenut stečajni ili slični postupak	14	D2
Poduzetnici u postupku likvidacije	15	D3

Izvor: Prikaz autora (Prilagođeno prema: Financijska agencija (2022), <https://www.fina.hr/>)

## 4.2. Prethodna Istraživanja i modeli za predviđanje bankrota

Sredinom šezdesetih godina dvadesetog stoljeća, predviđanje bankrota temeljilo se analiziranju financijskih pokazatelja primjenjujući višestruku linearnu diskriminacijsku analizu. U kasnijim istraživanjima (nakon 1980-ih), odnosno nakon Ohlsonovog rada, predviđanja bankrota važno mjesto zauzeli su logit modeli i modeli logističke regresije koji su davali veću točnost u predviđanju bankrota od diskriminacijske analize. Također, utvrdilo se da pretpostavke provođenja diskriminacijske analize (poput normalnosti varijabli te homogenost varijanci i kovarijanci) ne mogu biti ispunjene kod analiziranja financijskih pokazatelja. Stoga se prednost dala logit modelu i logističkoj regresiji jer kod njih ne trebaju biti zadovoljene prethodne pretpostavke za provedbu diskriminacijske analize (Novak, 2003, Pervan et al., 2018).

Mnogi istraživači poput Beaver-a, Altman-a, Springate-a, Ohlson-a i drugih pokušavali su razviti model koji će najučinkovitije predvidjeti bankrot, no ispostavilo se da su moguća odstupanja točnosti modela u predviđanju bankrota ali i moguće razlike u značajnim varijablama u odnosu na to o kojoj se državi

radi (Šarlija et al., 2009). Tomas Žiković (2018) navodi da tradicionalni modeli predviđanja bankrota koji se temelje samo na financijskim pokazateljima ne daju potpune informacije nego je potrebno uključiti i makroekonomske (monetarna politika, faze poslovnog ciklusa i stabilnost financijskog tržišta) i industrijske varijable. U tradicionalne modele spadaju modeli poput Beaver-ovog i Altman-ovog modela te kao takvi modeli nisu primjenjivi za poduzeća različitih kategorija.

Iako su mnogi istraživači pokušali kreirati najprecizniji model za predviđanje bankrota, istraživanja iz 2016. godine dokazuju da je nemoguće kreirati samo jedan model koji će odgovarati svim poduzećima različitih kategorija i poduzećima koje se nalaze u gospodarstvima s različitim obrascima razvoja. Također, jednom kreiran model treba kontinuirano pratiti, testirati i poboljšavati kao bi ostao i dalje precizan u predviđanju bankrota u poslovnom okruženju koje je sve kompleksnije i dinamičnije (Zenzerović, 2009). Poslovno i pravno okruženje nije jednako u svim zemljama kao ni osnovne vrijednosti u društvu što također utječe na preciznost predviđanja bankrota poduzeća.

**Charclambakis i Garrett (2016)** su istražili da je nemoguće primijeniti jedan model za predviđanje bankrota na poduzeća iz različitih zemalja i očekivati da će model davati iste i precizne rezultate bez odstupanja. Naime, oni su pokušali model kreiran za američka poduzeća primijeniti na poduzeća Indije. Zaključili su da je prema modelu kreiran za američka poduzeća samo jedna makroekonomska varijabla značajna za predviđanje bankrota u Indiji, a to je inflacija.

**Filipe et al. (2016)** istraživanje temelje na zemljama istočne Europe te zaključuju da značajnost makroekonomskih varijabilni u predviđanju bankrota ovise o uvjetima i karakteristikama regije. Tako je za zemlje istočne Europe, rast BDP-a, volatilnost deviznog tečaja i prinos na desetogodišnje državne obveznice od najvećeg značaja za predviđanje bankrota.

U Hrvatskoj, Altman-ov model predviđanja bankrota pokazuje nižu točnost modela u predviđanju u odnosu na SAD-e gdje je točnost modela veća (**Zenzerović, 2009**). Sukladno tome, u Hrvatskoj se ukazala potreba za provođenje istraživanja predviđanja bankrota na temelju hrvatskih poduzeća/banki.

U nastavku, bit će prikazani inozemni i hrvatski modeli istraživanja predviđanja bankrota.

### 4.2.1. Inozemna istraživanja i modeli za predviđanje bankrota

Najpoznatiji inozemni model za predviđanje bankrota proizvodnih poduzeća koji kotiraju na burzi je **Altmanov Z-Score (1968)** koji koristi statističku metodu diskriminacijske analize te koji ima točnost predviđanja bankrota od 94% i to godinu dana prije nego što nastupi na uzorku od 33 listana zdrava poduzeća i 33 listana bankrotirana poduzeća. Otkrio je da što su financijski podatci stariji da je točnost predviđanja bankrota manja te je tako točnost predviđanja bankrota za model koji je koristio podatke stare dvije godine prije bankrota bila 72%. Altman je istovremeno analizirao više pokazatelja te kao rezultat dobio svoj model Z-Score, što je razliku od Beaver-ovog modela koji je analizirao zasebno svaki pokazatelj bio odmak ka uspješnoj analizi predviđanja bankrota. Pomoću financijskih informacija poduzeća izračunao je 22 financijska pokazatelja da bi nakon statističke analize samo pet financijskih pokazatelja najbolje odgovaralo modelu za predviđanje bankrota. Altman (1968) svoj model Z-Score zapisuje prema formuli pod slikom 1.

#### Slika 1.

*Formula modela Z-Score*

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,999X_5$$

gdje su  $X_1 - X_5$ :

$X_1 = \frac{\text{Obrtni kapital}}{\text{Ukupna imovina}}$	$X_2 = \frac{\text{Zadržani dobitak}}{\text{Ukupna imovina}}$
$X_3 = \frac{\text{Operativni dobitak}}{\text{Ukupna imovina}}$	$X_4 = \frac{\text{Tržišna vrijednost glavnice}}{\text{Ukupne obveze}}$
$X_5 = \frac{\text{Prihod od prodaje}}{\text{Ukupna imovina}}$	

Izvor: Preuzeto iz "FP RATING®-model za predviđanje (in)solventnosti poslovnih partnera", Pervan, I. i, Filipović, D., (2010), *Računovodstvo, revizija i financije*, Vol 7., str. 93.

Sljedeći intervali Z-Scorea, prikazani tablicom 7. čine osnovu za donošenje zaključka o vjerojatnosti bankrota.

## Tablica 7.

Vrijednost Z pokazatelja i zaključci o vjerojatnosti bankrota

VRIJEDNOST Z POKAZATELJA	ZAKLJUČAK O VJEROJATNOSTI BANKROTA
$Z > 2,675$	Trgovačko društvo posluje jako dobro i bankrot nije vjerojatan
$2,675 > Z > 1,81$	"Siva zona": postoji mogućnost bankrota, ali to nije u potpunosti sigurno
$Z < 1,81$	Vrlo vjerojatna mogućnost bankrota u narednim godinama

Izvor: Preuzeto iz "FP RATING®-model za predviđanje (in)solventnosti poslovnih partnera", Pervan, I. i, Filipović, D., (2010), *Računovodstvo, revizija i financije*, Vol 7., str. 93

Nakon što je oblikova model Z-Score za predviđanje bankrota listanih poduzeća, oblikovao je i Z' i Z'' model za nelistana poduzeća.

Prvo istraživanje modela za predviđanje bankrota SME poduzeća je proveo **Edminister (1972)** koji je koristio diskriminacijsku analizu. Uzorak se sastojao od poduzeća koji posluju s gubitkom i onih poduzeća koji ne posluju s gubitkom a model je se razvio na temelju financijskih pokazatelja s točnosti modela od 93%. Ustanovilo se da je korisna tehnika za predviđanje bankrota SME poduzeća dijeljenje omjera s prosjekom industrije u kojoj poduzeće posluje. **Altman i Sabato (2007)** su također razvili model SME poduzeća koristeći logističku regresiju te ga usporedili sa Altmanovim Z'' modelom koji je razvijen za poduzeća svih veličina. SME model je za razliku od Z'' modela opće uporabe imao veću točnost predviđanja bankrota i to za 30%.

**Ohlson (1980)** je u razvoju modela za predviđanje bankrota prvi koristio logit model umjesto diskriminacijske analize te je koristio 4 statističko značajna pokazatelja: veličina, neto prihod prema ukupnoj imovini, ukupne obveze prema ukupnoj imovini i obrtni kapitala prema ukupnoj imovini. Točnost predviđanja modela je iznosio 96,3%.

**Metoda neuronske mreže**, najčešće korištena metoda nakon logit modela, pokazala se učinkovitijom metodom u predviđanju bankrota u odnosu na statističke metode ali je imala nedostatak. Naime metoda se pokazala jako složena za uporabu, stoga su mnogi istraživači pokušali pojednostaviti uporabu takve metode i poboljšati točnost predviđanja kroz uvođenje metaheurističkih algoritama. **Ansari et al. (2020)** su istraživali primjenjivost modela neuronske mreže u predviđanju bankrota poduzeća, koristeći dva metaheuristička algoritma: algoritam MOA (eng. Magnetic Optimization



Algorithm) i algoritam PSO (eng. Particle Swarm Optimization). Autori su istražili da se uporabom algoritma PSO dobiva točnost predviđanja bankrota od 52,90%, dok je uporabom algoritma MOA točnost iznosila 72,24%. Sukladno tomu, odlučili su koristiti hibridni algoritam MOA-PSO, kojim se poboljšala uporaba metode neuronske mreže te pružilo brže i preciznije predviđanje bankrota s 99,7% točnosti.

Pošto se mnogi modeli predviđanja bankrota za mala i srednja poduzeća temelje se na financijskim pokazateljima, kineski istraživači **Kou et al. (2021)** su predložili uporabu modela za predviđanje bankrota koji se temelji na transakcijskim podacima te kojim nisu potrebni financijski pokazatelji iz financijskih izvještaja. Smatraju da takav model olakšava malim i srednjim poduzećima da pristupe financiranju zbog pouzdanijih financijskih podataka, s obzirom da financijski izvještaji malih i srednjih poduzeća pružaju nedostatan broj financijskih podataka za razliku od financijskih izvještaja velikih poduzeća. Nadalje, smatraju da financijski pokazatelji iz financijskih izvještaja prikazuju kratak pregled financijske situacije poduzeća vezanih za proteklu godinu i ne pružaju najnovije informacije dok transakcijski podatci pružaju najnovije informacije iz dana u dan. Zaključuje se da podatci o transakcijama mogu značajno poboljšati model za predviđanje bankrota kada postoji manjak podataka o financijskim pokazateljima. Također, ima značajnu vrijednost za banke pružajući procjenu kreditnog rizika koja uzima u obzir najnovije podatke o malim i srednjim poduzećima i poboljšava preciznost donošenja financijskih odluka.

**Sousa et al. (2022)** istražili su važnost makroekonomski i mikroekonomskih pokazatelja na uspješnost modela predviđanja bankrota na temelju uzorka građevinskih poduzeća. Dokazalo se da kombinacija makroekonomskih i mikroekonomskih pokazatelja s financijskim pokazateljima rezultira s 90% točnosti predviđanja i to do 3 godine prije bankrota. Mikroekonomski pokazatelji po svojoj statističkoj značajnosti spadaju u kategoriju pokazatelja likvidnosti, solventnosti i pokazatelja financijske autonomije, ali se točnost predviđanja bankrota povećao uvođenjem makroekonomskih pokazatelja, odnosno BDP-a i stope nataliteta. Autori naglašavaju da njihov model, koji je prvobitno namijenjen građevinskom sektoru u Portugalu, mogu također koristiti i banke (pri procjeni kreditnog rizika), vladine agencije (pri oblikovanju javne politike) i investitori. Nadalje, ističu da se uključivanjem tržišnih pokazatelja (tržišne vrijednosti kapitala, cijene dionice i sl.) može poboljšati točnost predviđanja bankrota.

**Strojno učenje** (eng. Machine learning) je omogućilo razvoj mnogih modela za predviđanje bankrota. **Lombardo et al. (2022)** su istražili nekoliko tehnika strojnog učenja koje se tiču predviđanja bankrota na američkom tržištu dionica. Autori su uočili da se većina modela za predviđanje bankrota temelje na malim količinama javno dostupnih računovodstvenih podataka, te su oni prikupili velike količine

računovodstvenih informacija od 8262 različite tvrtke. Zaključili su da bi neuronske mreže trebale imati prednost pri predviđanju bankrota među svim modelima strojnog učenja, iako su kompleksnije za uporabu i uzrokuju veće troškove. Međutim ako je budžet ograničen i želi se jednostavnija uporaba modela s manje parametara, predlažu korištenje algoritma RF (eng. Random Forest) koji je po svojim performansama najbliži neuronskim mrežama.

**Brenes et al. (2022)** istražili su točnost metode višeslojnog perceptrona (dalje MLP) u usporedbi s metodom neuronskih mreža pri predviđanju bankrota. Naime, MLP i neuronske mreže spadaju među inteligentne modele predviđanja bankrota. Model je razvijen na temelju tajvanskih poduzeća. Zaključak istraživanja je slijedeći: točnost MLP-a pri predviđanju bankrota iznosi 81,69%, dok primjena neuronskih mreža rezultira točnosti od 83%.

#### **4.2.2. Hrvatska istraživanja i modeli za predviđanje bankrota**

**Novak (2003)** u istraživanju predviđanja bankrota u bankarskom sektoru koristi MDS model, diskriminacijsku analizu i logit model te na temelju financijskih izvještaja banaka testira hipotezu da se banke na temelju javno dostupnih financijskih izvještaja mogu svrstati u dvije skupine: banke s poslovnim teškoćama i bez poslovnih teškoća. Odnosno, on ne kategorizira banke kao banke koje su uspješne i banke koje su u stečaju (takva podjela prisutna kod diskriminacijske analize i logit modela) jer smatra da takva podjela nije točna te da za banke koje se karakteriziraju da su u stečaju ne mora značiti da će i završiti u konačnom stečaju. Takvu situaciju potkrepljuje podacima iz 1999. i 2000. godine, kada su se one banke koje su se našle u kriznim situacijama okarakterizirale kao banke u stečaju koje neke od njih u stvarnosti nisu niti propale nego su se oporavile u suradnji s strateškim partnerima. Podjela na banke s poslovnim poteškoćama i bez poteškoća, uzrokuje probleme kod diskriminacijske analize za razliku od MDS modela kod kojeg nije potrebna klasifikacija unaprijed. Iz tog razloga, autor više preferira MDS model. Diskriminacijska analiza i logit metoda pokazale su da je u procjeni predviđanja bankrota u Hrvatskoj najznačajniji omjeri profitabilnosti i likvidnosti dobiveni na temelju računa dobiti i gubitka te bilance dok je kod MDS modela najznačajniji omjer likvidnosti.

**Belak, Aljinović Barać (2008)** su razvili model BEX (eng. Business Excellence) za procjenu poslovne izvrsnosti. Glavni cilj im je bio izraditi model na financijskim pokazateljima iz financijskih izvještaja koji će lako biti dostupni vanjskim korisnicima. Model je izrađen za Hrvatska poduzeća koja kotiraju na tržištu kapitala ali moguće ga je koristiti i za poduzeća koja nisu na tržištu kapitala. Za razvoj modela odbrano je 14 financijskih pokazatelja ali su se samo 4 financijska pokazatelja pokazala statistički

značajna za procjenu poslovne izvrsnosti poduzeća. A to su: profitabilnost (ebit/ukupna aktiva), stvaranje vrijednosti (neto poslovna dobit/vlastiti kapital\*cijena), likvidnost (radni kapital/ukupna aktiva) i financijska snaga (dobit+ deprecijacija+ amortizacija/ukupne obveze). Poslovna izvornost procjenjuje se pomoću BEX indeksa s tim da dobra poduzeća imaju indeks veći od 1 dok ona poduzeća koja imaju indeks između 0 i 1 trebaju se unaprijediti, odnosno određeni segmenti poslovanja trebaju se popraviti jer je ovaj model usmjeren na segmentalnu procjenu uspješnosti poslovanja poduzeća.

**Šarlija et al. (2009)** su osmislili model za predviđanje kratkoročne nelikvidnosti za poduzeća u Hrvatskoj čija bi uloga bila rano upozoravanje na nastupanje nelikvidnosti i to godinu dana prije nego nelikvidnost nastupi. Za potrebe modela, autori su uz financijske pokazatelje iz financijskih izvještaja (likvidnosti, zaduženosti, ekonomičnosti, profitabilnosti) koristili i nefinancijske pokazatelje (djelatnost i županija) zbog uočenih odstupanja likvidnosti poduzeća u odnosu na djelatnosti i županije u Hrvatskoj. Poduzeća su podijeljena na likvidna i nelikvidna poduzeća, gdje su nelikvidna bila ona poduzeća čiji je žiro račun bio u blokadi uzastopno tri mjeseca ili više. Naime, ovi autori navode specifičnost ovog modela u pogledu sagledavanja dobiti poduzeća te se koeficijenti koji uključuju dobit poduzeća drže neznačajnima za predviđanje nelikvidnosti poduzeća zbog moguće primjene kreativnog računovodstva, kojim je moguće manipulirati dobiti poduzeća. Stopa preciznosti ovog modela iznosi 68,16% za likvidna te 74,22% za nelikvidna poduzeća. Nadalje, autori navode da se stopa preciznosti može poboljšati uvođenjem varijabli iz kreditnih biroa koje bi se koristile uz financijske koeficijente i makroekonomske pokazatelje ali i upotrebom drugih modela kao što je neuronska mreža.

**Ivičić i Cerovac (2009)** su kreirali model predviđanja neurednog podmirivanja kreditnih obveza poduzeća prema bankama koji bi pomogao bankama da procjene kreditni rizik prilikom davanja kredita poduzećima. Za kreiranje modela korištene su informacije iz bonitetne baze podataka i bilance promatranih poduzeća uz primjenu logit modela kako bi se greške procjene predviđanja dovele na najnižu razinu. Najvažniji pokazatelj kreditnog rizika, odnosno rizika neurednog podmirivanja obveza prema bankama, je omjer dioničkog kapitala i ukupne imovine te omjer zarade prije kamata i oporezivanja i ukupnih obveza. Ovaj model uz financijske pokazatelje kombinira i nefinancijske pokazatelje te zaključuje da je kreditni rizik više prisutan kod poduzeća u sektoru građevine i nekretnina dok je kod velikih poduzeća manja vjerojatnost neurednog podmirivanja obveza za razliku od malih poduzeća. Model točno klasificirao 74,9% poduzeća koja uredno podmiruju obveze te 71,2% poduzeća koja svoje obveze ne podmiruju uredno.

Model za predviđanje insolventnosti **FP RATING** koji se može primijeniti kako na mala i srednja poduzeća u Hrvatskoj tako i na bankarski sektor pri mjerenju kreditnog rizika (**Pervan i Filipović, 2010**). Ovaj model temelje se na financijskim izvještajima SME poduzeća u Hrvatskoj te njegova točnost iznosi

81,4%. Model se temelji na statističkoj metodi diskriminacijske analize koji razlikuje solventne (kašnjenje u plaćanju do 90 dana) i insolventne klijente (kašnjenje u plaćanju duljim od 90 dana).

FP RATING ima sljedeću formulu danu na slici 4.

### Slika 2.

Prikaz formule modela FP RATING

$$\text{FP RATING}^{\circledR} = -1,0937 + 2,0956X_1 - 0,005X_2 + 0,6220X_3 - 0,000005X_4 + 0,1116X_5 \quad (1)$$

Značenja varijabli i njihove formule dane su u Tablici 8.

### Tablica 8.

Značenja varijabli i njihove formule

VARIJABLA $X_1$ OZNAČAVA STUPANJ SAMOFINANCIRANJA	$X_1 = \frac{\text{Ukupan kapital}}{\text{Ukupna imovina}}$
VARIJABLA $X_2$ OZNAČAVA FAKTOR ZADUŽENOSTI	$X_2 = \frac{\text{Ukupne dugoročne obveze} + \text{Ukupne kratkoročne obveze}}{\text{Neto dobitak/gubitak tekuće godine} + \text{Zadržani dobitak/Preneseni gubitak} + \text{Amortizacija}}$
VARIJABLA $X_3$ OZNAČAVA OBRTAJ UKUPNE IMOVINE	$X_3 = \frac{\text{Ukupni prihod}}{\text{Ukupna imovina}}$
VARIJABLA $X_4$ OZNAČAVA VRIJEME NAPLATE POTRAŽIVANJA	$X_4 = \frac{365 \times \text{Kratkoročna potraživanja}}{\text{Prihodi od prodaje}}$
VARIJABLA $X_5$ OZNAČAVA NOVČANI OPERATIVNI POTENCIJAL	$X_5 = \frac{\text{EBITDA} - \Delta \text{Obrtni kapital}}{\text{Ukupan prihod}}$

Izvor: Prikaz autora (Prilagođeno prema: Pervan, I., Filipović, D., (2010). FP RATING<sup>®</sup>-model za predviđanje (in)solventnosti poslovnih partnera, *Računovodstvo, revizija i financije*, Vol 7., str. 94-95.)

**Pervan et al. (2011)** cilj istraživanja je bio razviti model za predviđanje bankrota koristeći samo javno dostupne informacije sa stranica Narodne novina (za podatke o broju bankrotiranih poduzeća) i sa stranica Fine (za informacije o financijskim pokazateljima) na uzorku od 156 proizvodnih i trgovačkih poduzeća koji skupa čine 47% registriranih hrvatskih poduzeća. Koristilo se 15 financijskih pokazatelja te diskriminacijska analiza i logit model. Prvo je provedena diskriminacijska analiza te se uočilo da su trenutna likvidnost, radni kapital, financijska poluga i EBIT statistički značajni za predviđanje bankrota. Odnosno, povećanje trenutne likvidnosti i EBIT-a smanjuje vjerojatnost nastanka bankrota dok povećanje financijske poluge povećava vjerojatnost bankrota. Točnost predviđanja modela koristeći diskriminacijsku analizu je iznosio 80%. Potom je se koristio logit model u koji su kao statistički značajne varijable ušle EBIT, financijska poluga i omjer likvidne imovine. Rezultati logit modela su slični rezultatima diskriminacijske analize u korištenju pokazatelja iz iste tri skupine: likvidnosti, zaduženosti i profitabilnosti jedina razlika je što se kod logit modela koristi drugi pokazatelj likvidnosti. Međutim, točnost logit modela za predviđanje bankrota je nešto viša od diskriminacijske analize i iznosi 83.3%.

Većina modela za predviđanje bankrota temelji se na financijskim pokazateljima, odnosno na informacijama iz financijskih izvještaja, ali prema istraživanju **Pervan i Kuvek (2013)** uviđa se i važnost nefinancijskih pokazatelja za predviđanje bankrota kao što su starost poduzeća, veličina poduzeća te kvaliteta računovodstvenih informacija. Naime model koji se bazirao samo na financijskim pokazateljima je imao točnost 82,8% dok je model koji se bazirao i na financijskim i na nefinancijskim pokazateljima imao točnost od 88,1%.

**Pervan et al. (2018)** u svojem istraživanju su razvili model koji predviđa financijske poteškoće poduzeća prije bankrota jer je takav model prikladniji za države poput Hrvatske gdje se stečaj otvara prekasno, odnosno kada su obveze veće od imovine i kada se ne može veliki dio potraživanja vjerovnika naplatiti. Oni također uočavaju važnost kombinacije financijskih i nefinancijskih pokazatelj u razvijanju modela. Ukupni uzorak se podijelio na dva pod uzorka: velika i mala poduzeća, kako bi se povećala točnost modela. Poduzeće čiji je EBITDA bio niži od troškova kamata za dva uzastopna razdoblja, okarakterizirano je kao poduzeće u financijskim poteškoćama. Prema modelu predviđanja bankrota povećanje varijabli profitabilnosti i solventnosti su obrnuto proporcionalni pojavi bankrota te postoji manja vjerojatnost da će velika poduzeća ući u stečaj te je više vjerojatno da će velika poduzeća ući u proces plana spašavanja nego mala poduzeća. Sukladno veličini poduzeća kao nefinancijskom pokazatelju, istraživači smatraju da su velika poduzeća profitabilnija i da je manja vjerojatnost pojave nelikvidnosti u odnosu na mala poduzeća dok s druge strane neki istraživački smatraju da porast veličine poduzeća negativno utječe na profitabilnost zbog većeg broja poslovnih transakcija (Williamson O.E., 1985.). Zaključak prethodno navedenog istraživanja je sljedeći: računovodstvene

informacije iz financijskih izvještaja te financijski omjeri mogu se učinkovito koristiti za predviđanje bankrota. Nadalje, zaključili su da kada se ukupan uzorak poduzeća podijeli na četiri skupine na temelju veličine imovine poduzeća točnost predviđanja bankrota se poboljšava u rasponu od 0,2-6,2 postotna poena ali ako se ukupni uzorak poduzeća podijeli u odnosu na veličinu poduzeća tada se točnost predviđanja bankrota poboljšava s 3,6 postotna poena na 18,1 postotnih poena. To istraživanje dovodi do spoznaje da bi model za predviđanje trebao biti drugačiji za SME poduzeća i za velika poduzeća kako bi točnost predviđanja bankrota bila što točnija.

**Tomas Žiković (2018)** kreiranjem je modela za predviđanjem bankrota na temelju logit modela ispitala značaj makroekonomske i industrijske varijable te varijable specifične za tvrtku (financijski omjeri i veličina poduzeća), čijim istraživanjem se utvrdio njihov značaj za predviđanje bankrota. Najveći udio u uzorku činila su poduzeća koja se bave trgovačkom djelatnošću, prerađivačkom industrijom, stručnim, znanstvenim i tehničkim djelatnostima te graditeljstvom. Mala i srednja poduzeća činila su jako veliki udio u ukupnom uzorku. Takav uzorak je reprezentativan za gospodarstvo Hrvatske jer se većina hrvatskih poduzeća bavi tim djelatnostima te također djelatnostima smještaja i usluživanja hrane dok mala i srednja poduzeća zauzimaju veliki udio u strukturi poduzeća. Rezultati pokazuju da poduzećima kojim prijeti stečaj imaju negativne omjere profitabilnosti i likvidnosti te se uglavnom financiraju kratkoročnim kreditima. Nadalje, mala poduzeća koja su bitna za gospodarstvo Hrvatske imaju veću vjerojatnost upasti u financijske poteškoće nego velika poduzeća, zbog ograničenoga pristupa financiranja i slaboj pregovaračkoj moći. Povećanje kamatnih stopa, povećanje nezaposlenosti, inflacija, smanjenje ponude novca, smanjenje BDP-a također nepovoljno mogu utjecati na financijsko stanje poduzeća bez obzira na financijske omjere i veličinu poduzeća. Poduzeća u djelatnosti poljoprivrede, prometa i usluge skladištenja imaju manju vjerojatnost ulaska u stečaj. Sukladno tomu, autor naglašava važnost sagledavanja industrijskih i makroekonomskih varijabli uz financijske varijable pri kreiranju modela predviđanja bankrota te da je vjerojatnije da će se poduzeća naći u financijskim poteškoćama u vrijeme krizi nego u vrijeme prosperiteta.

**Bogdan et al. (2019)** su testirali primjenjivost Altmanovog Z-score modela za predviđanje bankrota u RH na temelju uzorka od 52 hrvatskih poduzeća od kojih je 26 poduzeća objavilo bankrot dok ostalih 26 poduzeća nije bilo u bankrotu. Prilagođeni model razvijen je uporabom diskriminacijske analize kao i originalni model. Točnost predviđanja modela kao cjeline iznosio je 73,08% sa financijskim podacima starih godinu dana čime se utvrdilo sljedeće: prilagođeni model ima slabiju točnost predviđanja bankrota nego što ima originalni Altmanov Z-score model (točnost predviđanja modela kao cjeline iznosio 94%), prilagođeni model je primjenjiv za predviđanje bankrota hrvatskih poduzeća ali se preporučuje koristiti ga više kao dodatni pokazatelj a ne kao primarni pokazatelj za hrvatsko tržište.

**Kuvek et al. (2023)** istražili su u kojoj mjeri se povećava postotak točnosti predviđanja bankrota SME hrvatskih poduzeća ukoliko se uz financijske varijable dodaju i nefinancijske varijable. Istraživanjem se dokazalo da se uključivanjem nefinancijskih varijabli uz financijske varijable u modelu povećava točnost predviđanja bankrota, odnosno klasifikacijska greška smanjuje se za 26,99%. Kao tri statistički značajne financijske varijable u modelu pokazale su se radni kapital, samofinanciranje i operativna marža, što je sukladno teorijskim očekivanjima (veća likvidnost, samofinanciranje i profitabilnost smanjuju vjerojatnost pojave bankrota kod SME poduzeća). Varijable starost poduzeća (od 5-10 godina), iskustvo menadžmenta (iskustvo koje je veće od 5 godina) i pravovremeno podmirivanje obveza (nema kašnjenja u plaćanju dužem od 90 dana), pokazale su se kao statistički značajne nefinancijske varijable koje smanjuju vjerojatnost pojave bankrota SME poduzeća.

## 5. RAZVOJ MODELA ZA PREDVIĐANJE BANKROTA SME PODUZEĆA

### 5.1. Definiranje statističke metodologije i uzorka

Za oblikovanje modela za predviđanje bankrota SME poduzeća, definiran je uzorak SME poduzeća iz sektora trgovine na malo, trgovine na veliko i popravka motornih vozila. Uzorak je preuzet iz baze Orbis koja sadrži podatke za poduzeća u Hrvatskoj. Preuzeti podatci o financijskim pokazateljima definirani su za uzorak od ukupno 279 SME hrvatskih poduzeća iz prethodno definiranog sektora od čega je 140 poduzeća proglasilo bankrot dok 139 poduzeća nisu proglasili bankrot. Izabrano je osam financijskih pokazatelja (nezavisnih varijabli) za oblikovanje modela za predviđanje bankrota (zavisna varijabla) sa podacima za tri godine unazad od godine promatranja (t-1, t-2, t-3): ROA, ROE, EBITDA marža, EBIT marža, obrtaj imovine, prosječno vrijeme naplate potraživanja, tekuća likvidnost i samofinanciranje (tablica 9).

#### Tablica 9.

*Nezavisne varijable korištene u modelu za predviđanje bankrota SME poduzeća*

NAZIV POKAZATELJA	SKUPINA POKAZATELJA
ROA	Pokazatelj profitabilnosti
ROE	Pokazatelj profitabilnosti
EBITDA marža	Pokazatelj profitabilnosti
EBIT marža	Pokazatelj profitabilnosti
Obrtaj imovine	Pokazatelj aktivnosti
Prosječno vrijeme naplate potraživanja	Pokazatelj aktivnosti
Tekuća likvidnost	Pokazatelj likvidnosti
Samofinanciranje	Pokazatelj zaduženosti

Izvor: Izračun autora

Također, u bazi Orbis korištena su tri kriterija za definiranje uzorka SME hrvatskih poduzeća iz sektora trgovine na malo, trgovine na veliko i popravka motornih vozila: broj zaposlenih mora biti manji od 250, prihod mora biti manji od 40 mil. eura te imovina treba biti manja od 20 mil. eura.

Numeričke su vrijednosti prezentirane upotrebom aritmetičke sredine i standardne devijacije kao pokazatelja odstupanja od aritmetičke sredine.



Povezanost među financijskim pokazateljima ispitana je Pearsonovim koeficijentom korelacije dok se razlika u vrijednosti financijskih pokazatelja među poduzećima koja jesu i koja nisu proglasila bankrot ispituje t-testom za nezavisne uzorke.

Mogućnost predviđanja bankrota kao zavisne varijable od strane financijskih pokazatelja, ispituje se upotrebom modela logističke regresije budući da je zavisna varijabla kategorijalna-dihotomna, odnosno postoje njezina dva oblika 1- SME poduzeća u bankrotu te 0- SME poduzeća koja nisu u bankrotu, a nezavisne varijable su kontinuirane i kategorijalne. Prednost se dala logističkoj regresiji a ne diskriminacijskoj analizi, pri statističkoj obradi financijskih pokazatelja, jer za provedbu diskriminacijske analize trebaju biti zadovoljeni uvjeti poput normalnosti varijabli te homogenost varijanci i kovarijanci što ne može biti zadovoljeno kod analiziranja financijskih pokazatelja. Kod logističke regresije takvi uvjeti ne trebaju biti zadovoljeni, te su prethodna istraživanja modela za predviđanja bankrota utvrdila da su modeli razvijeni uporabom logističke regresije imali puno veću točnost predviđanja bankrota nego što su imali modeli razvijeni uporabom diskriminacijske analize (Novak, 2003, Pervan et al., 2018).

Analiza je rađena u statističkom softveru SPSS 25.

## **5.2. Deskriptivna statistika za varijable u modelu i razrada modela za predviđanje bankrota**

Sljedeće tablice prikazuju povezanost financijski pokazatelja poduzeća koja jesu i koja nisu objavila bankrot za tri godine unazad (t-1, t-2 i t-3) od godine kada su preuzeti podatci iz baze Orbis (2024. godina).

Povezanost između ROE pokazatelja u uzastopne tri godine je pozitivna i slabog intenziteta ( $0 < r \leq 0.50$ ) što je prikazano u tablici 10. Pozitivna povezanost (korelacija) označava da povećanje jedne varijable rezultira povećanjem druge varijable. Povezanost između ROE pokazatelja je statistički značajna između prve i treće godine, te druge i treće godine pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% ( $P < 0,05$ ), dok je povezanost između pokazatelja između prve i druge godine statistički značajna tek pri graničnoj razini signifikantnosti od 10%.

**Tablica 10.***Pearsonov koeficijent korelacije financijskog pokazatelja ROE*

		ROE_1	ROE_2	ROE_3
<b>ROE_1</b>	r	1		
	P			
	N	279		
<b>ROE_2</b>	r	0,104	1	
	P	0,084		
	N	279	279	
<b>ROE_3</b>	r	0,190	0,387	1
	P	<0,001	<0,001	
	N	279	279	279

Izvor: Izračun autora

Povezanost između ROA pokazatelja u sve tri promatrane godine je pozitivna i srednje jakog intenziteta ( $0.50 < r \leq 0.80$ ) te statistički značajna u uzastopne tri godine ( $P < 0,05$ ), što je vidljivo u tablici 11.

**Tablica 11.***Pearsonov koeficijent korelacije financijskog pokazatelja ROA*

		ROA_1	ROA_2	ROA_3
<b>ROA_1</b>	r	1		
	P			
	N	279		
<b>ROA_2</b>	r	0,632	1	
	P	<0,001		
	N	279	279	
<b>ROA_3</b>	r	0,376	0,562	1
	P	<0,001	<0,001	
	N	279	279	279

Izvor: Izračun autora

EBITDA marža je statistički značajno pozitivno povezana u sve 3 promatrane godine ( $P < 0,05$ ) što je vidljivo u tablici 12. Također, Povezanost između pokazatelja EBITDA marže u sve 3 promatrane godine je pozitivna i slabog intenziteta ( $0 < r \leq 0,50$ ).

**Tablica 12.**

*Pearsonov koeficijent korelacije financijskog pokazatelja EBITDA MARŽA*

		EBITDA_MAR_1	EBITDA_MAR_2	EBITDA_MAR_3
<b>EBITDA_MAR_1</b>	r	1		
	P			
	N	279		
<b>EBITDA_MAR_2</b>	r	0,450	1	
	P	<0,001		
	N	279	279	
<b>EBITDA_MAR_3</b>	r	0,408	0,394	1
	P	<0,001	<0,001	
	N	279	279	279

Izvor: Izračun autora

Pokazatelj obrta imovine je statistički značajno pozitivno povezan u sve 3 promatrane godine ( $P < 0,05$ ) što je vidljivo u tablici 13. Povezanost između pokazatelja obrta imovine u sve 3 promatrane godine je pozitivnog i srednje jakog intenziteta ( $0,50 < r \leq 0,80$ ).

**Tablica 13.**

*Pearsonov koeficijent korelacije financijskog pokazatelja obrtaja imovine*

		OBRT_IMOV_1	OBRT_IMOV_2	OBRT_IMOV_3
<b>OBRT_IMOV_1</b>	r	1		
	P			
	N	279		
<b>OBRT_IMOV_2</b>	r	0,585	1	
	P	<0,001		
	N	279	279	
<b>OBRT_IMOV_3</b>	r	0,882	0,515	1
	P	<0,001	<0,001	
	N	279	279	279

Izvor: Izračun autora

Pokazatelj tekuće likvidnosti je statistički značajno pozitivan povezan u sve tri promatrane godine ( $P < 0,05$ ) što je vidljivo u tablici 14. Povezanost između pokazatelja tekuće likvidnosti između prve i druge godine je pozitivnog i jakog intenziteta ( $r > 0,80$ ) dok je povezanost između druge i treće godine srednje jakog pozitivnog intenziteta ( $0,50 < r \leq 0,80$ ).

**Tablica 14.**

*Pearsonov koeficijent korelacije financijskog pokazatelja tekuće likvidnosti*

		TEK_LIKV_1	TEK_LIKV_2	TEK_LIKV_3
TEK_LIKV_1	r	1		
	P			
	N	279		
TEK_LIKV_2	r	0,931	1	
	P	<0,001		
	N	279	279	
TEK_LIKV_3	r	0,771	0,767	1
	P	<0,001	<0,001	
	N	279	279	279

Izvor: Izračun autora

Prosječno vrijeme naplate potraživanja je statistički značajno povezano u sve 3 promatrane godine ( $P < 0,05$ ) što je vidljivo u tablici 15, dok je povezanost između pokazatelja koeficijenta prosječnog vremena naplate potraživanja u sve 3 promatrane godine pozitivnog i srednje jakog intenziteta ( $0,50 < r \leq 0,80$ ).

**Tablica 15.**

*Pearsonov koeficijent korelacije financijskog pokazatelja prosječno vrijeme naplate potraživanja*

		PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_1	PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_2	PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_3
PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_1	r	1		
	P			
	N	279		
PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_2	r	0,627	1	
	P	<0,001		
	N	279	279	
PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_3	r	0,508	0,574	1
	P	<0,001	<0,001	
	N	279	279	279

Izvor: Izračun autora

Pokazatelj samofinanciranja je statistički značajno pozitivno povezan u sve 3 promatrane godine ( $P < 0,05$ ) što je vidljivo u tablici 16, dok je povezanost između pokazatelja samofinanciranja pozitivnog i jakog intenziteta u sve tri godine ( $r > 0,80$ ).

**Tablica 16.**

*Pearsonov koeficijent korelacije financijskog pokazatelja samofinanciranje*

		SAMOFIN_1	SAMOFIN_2	SAMOFIN_3
<b>SAMOFIN_1</b>	r	1		
	P			
	N	279		
<b>SAMOFIN_2</b>	r	0,918	1	
	P	<0,001		
	N	279	279	
<b>SAMOFIN_3</b>	r	0,809	0,890	1
	P	<0,001	<0,001	
	N	279	279	279

Izvor: Izračun autora

Među poduzećima koja su objavila stečaj je statistički značajno niža vrijednost ROE pokazatelja u godini 1 i godini 2 ( $P < 0,05$ ), dok je vrijednost ROA pokazatelja statistički značajno niža u sve 3 promatrane godine (Tablica 17). EBITDA marža u prvoj godini je statistički značajno niža pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% ( $P = 0,029$ ), dok je vrijednost obrtaja imovine značajno viša u sve 3 promatrane godine ( $P > 0,05$ ). Sukladno tomu, t-test razlike aritmetičkih sredina financijskih pokazatelja poduzeća koja jesu i koja nisu proglasila bankrot pokazuje da su svi financijski pokazatelji koji su uključeni u istraživanje za promatrano razdoblje t-1 (u tablici godina 1), osim obrtaja imovine, statistički značajni pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%.

Također, može se primijetiti da su prosječne vrijednosti financijskih pokazatelja kod poduzeća koja su objavila bankrot lošiji u odnosu na ona poduzeća koja nisu u bankrotu. Na primjer, ROE (t-1) u prosjeku kod onih poduzeća koja nisu u bankrotu iznosi 21,15% dok kod onih poduzeća koja su u bankrotu taj pokazatelj iznosi - 10,01%. Prosječno vrijeme naplate potraživanja (t-1) kod onih poduzeća koja nisu u

bankrotu približno iznosi 52 dana, dok kod onih poduzeća koja su objavila bankrot taj pokazatelj približno iznosi 128 dana.

**Tablica 17.**

*T-test razlika aritmetičkih sredina financijskih pokazatelja poduzeća koja jesu i koja nisu proglasila bankrot*

Varijabla	Bankrot				T vrijednost	df	P
	NE		Da				
	Aritmetička sredina	Standardna devijacija	Aritmetička sredina	Standardna devijacija			
ROE_1	21,15	22,88	-10,01	92,72	3,85	277	<0,001
ROE_2	15,62	54,54	1,60	53,86	2,16	277	0,032
ROE_3	22,54	24,82	17,53	35,48	1,37	277	0,173
ROA_1	9,36	11,14	0,75	9,51	6,94	277	<0,001
ROA_2	7,95	10,11	2,51	7,61	5,08	277	<0,001
ROA_3	8,63	10,29	4,27	8,88	3,79	277	<0,001
EBITDA_MAR_1	8,61	9,10	5,27	15,50	2,19	277	0,029
EBITDA_MAR_2	7,16	8,96	5,38	11,66	1,43	277	0,154
EBITDA_MAR_3	8,00	6,70	7,46	9,71	0,54	277	0,588
EBIT_MAR_1	5,72	8,58	-0,33	14,55	4,23	277	<0,001
EBIT_MAR_2	3,98	8,43	1,28	11,93	2,18	277	0,030
EBIT_MAR_3	5,08	5,70	2,53	10,97	2,44	277	0,016
OBRT_IMOV_1	8,22	41,24	11,31	36,52	-0,66	277	0,508
OBRT_IMOV_2	13,49	72,42	12,15	33,22	0,20	277	0,842
OBRT_IMOV_3	9,52	32,11	12,30	36,79	-0,67	277	0,501
PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_1	51,72	45,69	127,76	134,54	-6,31	277	<0,001
PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_2	51,98	44,10	101,07	115,51	-4,68	277	<0,001
PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ_3	54,83	70,23	89,72	102,35	-3,32	277	0,001
TEK_LIKV_1	3,39	4,59	1,45	0,98	4,88	277	<0,001
TEK_LIKV_2	3,12	3,87	1,52	1,12	4,71	277	<0,001
TEK_LIKV_3	3,20	4,61	1,67	2,31	3,50	277	0,001
SAMOFIN_1	50,31	25,97	24,31	20,55	9,28	277	<0,001
SAMOFIN_2	48,27	25,86	25,59	20,59	8,11	277	<0,001
SAMOFIN_3	46,52	26,59	26,67	21,25	6,89	277	<0,001

Izvor: Izračuna autora

### 5.2.1. Ispitivanje hipoteza

#### **H1: Na temelju financijskih pokazatelja i računovodstvenih informacija poduzeća moguće je predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća**

Altman, E.I. (1968), Pervan et al. (2018) i Bogdan et al. (2019) utvrdili su da što su financijski podatci stariji da je točnost predviđanja bankrota manja, odnosno točnost predviđanja bankrota je puno veća ako se koriste financijski podatci od godinu dana prije bankrota (t-1) dok je točnost predviđanja puno manja kada su podatci od dvije godine (t-2) ili tri godine (t-3) prije bankrota. Zbog toga, korist će se financijski podatci stari godinu dana (t-1) za razvoj modela predviđanja bankrota SME poduzeća kako bi točnost predviđanja bankrota bila što veća.

#### **ROE (t-1)**

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijent modela (ROE) za razdoblje promatranja t-1 je 0,001 pri 1 stupnjeva slobode (tablica 18), odnosno može se utvrditi da je procijenjeni model ROE 1 statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%, što znači da se na temelju nezavisne varijable ROE (t-1) može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća.

#### **Tablica 18.**

*Omnibus Test za koeficijent modela*

Varijabla	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikatnost
ROE 1	27,347	1	0,001

Izvor: Izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell R<sup>2</sup> i Nagelkerke R<sup>2</sup>, koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U prvom koraku modela ROE 1 (tablica 19) vrijednost -2 LL iznosi 359,425 što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell R<sup>2</sup> ima vrijednost 0,093 dok Nagelkerke R<sup>2</sup> iznosi 0,124. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke R<sup>2</sup> se kreću od 0 do 1 (odnosno od

0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,093 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 9,3% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 9,3% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom financijskog pokazatelja ROE u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,124 pokazuje da model objašnjava oko 12,4% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji slaba veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskog pokazatelja ROE korištenog u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1

### Tablica 19.

*Sažetak modela*

ROE 1	-2 LL	Cox & Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
	359,425 <sup>a</sup>	0,093	0,124
a. Proces prekinut u 5. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001			

Izvor: Izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 20, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća na temelju financijskog pokazatelja ROE t-1.

### Tablica 20.

*Točnost predviđanja modela*

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			
		Uspješni SME		SME u bankrotu	Točnost predviđanja grupe %
		0	1		
Izvorna grupa	Uspješni SME	0	76	63	54,7
	SME u bankrotu	1	53	87	62,1
	Ukupna točnost predviđanja				58,4

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve na temelju podataka za ROE t-1. Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarila bankrot, model je točno



predvidio 76 slučajeva (54,7%), dok je u 63 slučaja pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 87 slučajeva bankrota (62,1%), dok je u 53 slučaja pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela na temelju financijskog pokazatelja ROE kao cjeline iznosi 58,4%. To znači da je model točno klasificirao 58,4% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu za ROE t-1 (tablica 21) porast ROE (t-1) za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 2%. Parametar je statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% (P=0,001).

### Tablica 21.

*Varijabla ROE u modelu za razdoblje promatranja t-1*

Varijabla	Parametar (B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	Signifikantnost	Exp(B)
ROE_1	-0,020	0,005	15,351	1	0,001	0,981
Konstanta	0,232	0,143	2,617	1	0,106	1,261

Izvor: Izračun autora

### ROA (t-1)

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijent ROA (t-1) je 0,001 pri 1 stupnjeva slobode (tablica 22) što znači da se može utvrditi da je procijenjeni model statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%, odnosno da model sa nezavisnom varijablom ROA (t-1) može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća.

### Tablica 22.

*Omnibus Test za koeficijent modela*

Varijabla	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikantnost
ROA 1	58,845	1	0,001

Izvor: Izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell R<sup>2</sup> i Nagelkerke R<sup>2</sup>, koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U modelu (tablica

23) vrijednost -2 LL iznosi 327,928 što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell  $R^2$  ima vrijednost 0,190 dok Nagelkerke  $R^2$  iznosi 0,254. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke  $R^2$  se kreću od 0 do 1 (odnosno od 0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,190 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 19% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 19,00% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom financijskog pokazatelja ROA u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,254 pokazuje da model objašnjava oko 25,4% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji slaba veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskog pokazatelja ROA korištenog u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1.

**Tablica 23.**

*Sažetak modela*

	-2 LL	Cox & Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
<b>ROA 1</b>	327,928 <sup>a</sup>	0,190	0,254
a. Proces prekinut u 5. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001			

Izvor: Izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 24, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća.

**Tablica 24.**

*Točnost predviđanja bankrota*

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			
		Uspješni SME	SME u bankrotu		Točnost predviđanja grupe %
		0	1		
Izvorna grupa	Uspješni SME	0	84	55	60,4
	SME u bankrotu	1	28	112	80,0
	Ukupna točnost predviđanja				70,3

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve. Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarila bankrot, model je točno predvidio 84 slučaja (60,4%), dok je u 55 slučajeva pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 112 slučaja bankrota (80%), dok je u 28 slučajeva pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela kao cjeline na temelju financijskog pokazatelja ROA (t-1) iznosi 70,3%. To znači da je model točno klasificirao 70,3% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu (tablica 25) porast ROA za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 13%. Parametar je statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% ( $P=0,001$ ).

#### **Tablica 25.**

*Varijabla ROA u modelu za razdoblje promatranja t-1*

Varijabla	Parametar (B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	signifikantnost	Exp(B)
ROA_1	-0,133	0,023	33,584	1	0,001	0,875
Konstanta	0,610	0,162	14,186	1	0,001	1,841

Izvor: izračun autora

#### **EBITDA MARŽA (t-1)**

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijent modela EBITDA marža za razdoblje promatranja t-1 je 0,027 pri 1 stupnjeva slobode (tablica 26), odnosno može se utvrditi da je procijenjeni model EBITDA marže statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%, što znači da se na temelju nezavisne varijable EBITDA marže (t-1) može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća.

## Tablica 26.

### *Omnibus Test za koeficijent modela*

Varijabla	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikantnost
EBITDA marža	4,913	1	0,027

Izvor: Izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell  $R^2$  i Nagelkerke  $R^2$ , koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U prvom koraku modela EBITDA marže (tablica 27) vrijednost -2 LL iznosi 381,859 što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell  $R^2$  ima vrijednost 0,017 dok Nagelkerke  $R^2$  iznosi 0,023. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke  $R^2$  se kreću od 0 do 1 (odnosno od 0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,017 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 1,7% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 1,7% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom financijskog pokazatelja EBITDA marže u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,023 pokazuje da model objašnjava oko 2,3% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji slaba veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskog pokazatelja EBITDA marže korištenog u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1

## Tablica 27.

### *Sažetak modela*

EBITDA marža	-2 LL	Cox & Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
	381,859 <sup>a</sup>	0,017	0,023
a. Proces prekinut u 3. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001			

Izvor: Izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 28, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća na temelju financijskog pokazatelja EBITDA marže t-1.

**Tablica 28.***Točnost predviđanja modela*

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			
		Uspješni SME	SME u bankrotu	Točnost predviđanja grupe %	
		0	1		
Izvorna grupa	Uspješni SME	0	72	67	51,8
	SME u bankrotu	1	53	87	62,1
	Ukupna točnost predviđanja				57,0

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve na temelju podataka za EBITDA maržu t-1. Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarila bankrot, model je točno predvidio 72 slučaja (51,8%), dok je u 67 slučajeva pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 87 slučajeva bankrota (62,1%), dok je u 53 slučaja pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela na temelju financijskog pokazatelja EBITDA marže kao cjeline iznosi 57,0%. To znači da je model točno klasificirao 57,0% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu za EBITDA maržu t-1 (tablica 29) porast EBITDA marže ( t-1) za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 2.2%. Parametar je statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% (P=0,034).

**Tablica 29.***Varijabla EBITDA marže u modelu za razdoblje promatranja t-1*

Varijabla	Parametar (B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	Signifikantnost	Exp(B)
EBITDA_MAR_1	-0,022	0,010	4,503	1	0,034	0,979
Konstanta	0,157	0,140	1,268	1	0,260	1,170

Izvor: Izračun autora

## EBIT marža (t-1)

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijent modela EBIT marže za razdoblje promatranja t-1 je 0,001 pri 1 stupnjeva slobode (tablica 30), odnosno može se utvrditi da je procijenjeni model ROE 1 statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%, što znači da se na temelju nezavisne varijable EBIT marže (t-1) može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća.

### Tablica 30.

*Omnibus Test za koeficijent modela*

Varijabla	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikatnost
EBIT marža	19,860	1	0,001

Izvor: Izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell  $R^2$  i Nagelkerke  $R^2$ , koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U prvom koraku modela EBIT marže (tablica 31) vrijednost -2 LL iznosi 366,913 što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell  $R^2$  ima vrijednost 0,069 dok Nagelkerke  $R^2$  iznosi 0,092. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke  $R^2$  se kreću od 0 do 1 (odnosno od 0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,069 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 6,9% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 6,9% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom financijskog pokazatelja EBIT marže u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,092 pokazuje da model objašnjava oko 9,2% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji jaka veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskog pokazatelja EBIT marže korištenog u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1.

### Tablica 31.

#### Sažetak modela

EBIT marža	-2 LL	Cox & Snell R <sup>2</sup>	Nagelkerke R <sup>2</sup>
	366,913 <sup>a</sup>	0,069	0,092
a. Proces prekinut u 4. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001			

Izvor: Izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 32, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća na temelju financijskog pokazatelja EBIT marža t-1.

### Tablica 32.

#### Točnost predviđanja modela

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			Točnost predviđanja grupe %
		Uspješni SME	SME u bankrotu		
		0	1		
Izvorna grupa	Uspješni SME	0	88	51	63,3
	SME u bankrotu	1	56	84	60,0
	Ukupna točnost predviđanja				61,6

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve na temelju podataka za EBIT maržu t-1. Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarila bankrot, model je točno predvidio 88 slučajeva (63,3%), dok je u 51 slučajeva pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 84 slučajeva bankrota (60,0%), dok je u 56 slučajeva pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela na temelju financijskog pokazatelja EBIT marže kao cjeline iznosi 61,6%. To znači da je model točno klasificirao 61,6% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu za EBIT maržu (Tablica 33) porast EBIT marže ( t-1) za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 5,5%. Parametar je statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% (P=0,001).

**Tablica 33.**

*Varijabla EBIT marža u modelu za razdoblje promatranja t-1*

Varijabla	Parametar (B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	Signifikantnost	Exp(B)
EBIT marža	-0,055	0,015	14,001	1	0,001	0,947
Konstanta	0,170	0,133	1,642	1	0,200	1,186

Izvor: Izračun autora

### **OBRTAJ IMOVINE (t-1)**

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijent modela Obrtaj imovine za razdoblje promatranja t-1 je 0,500 pri 1 stupnjeva slobode (tablica 34), odnosno može se utvrditi da je procijenjeni model obrtaj imovine t-1 statistički neznačajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%, što znači da se na temelju nezavisne varijable obrtaja imovine ne može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća za razdoblje t-1.

**Tablica 34.**

*Omnibus Test za koeficijent modela*

Varijabla	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikantnost
OBRTAJ IMOVINE	0,454	1	0,500

Izvor: Izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell R<sup>2</sup> i Nagelkerke R<sup>2</sup>, koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U prvom koraku



modela obrtaj imovine (tablica 35) vrijednost -2 LL iznosi 386,318 što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell  $R^2$  ima vrijednost 0,002 dok Nagelkerke  $R^2$  iznosi 0,002. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke  $R^2$  se kreću od 0 do 1 (odnosno od 0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,002 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 0,2% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 0,2% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom financijskog pokazatelja obrtaja imovine u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,002 pokazuje da model objašnjava oko 0,2% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji slaba veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskog pokazatelja obrtaja imovine korištenog u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1.

### Tablica 35.

#### Sažetak modela

OBRTAJ IMOVINE	-2 LL	Cox & Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
	386,318 <sup>a</sup>	0,002	0,002
a. Proces prekinut u 2. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001			

Izvor: Izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 36, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća na temelju financijskog pokazatelja obrtaja imovine t-1.

**Tablica 36.***Točnost predviđanja modela*

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			
		Uspješni SME	SME u bankrotu	Točnost predviđanja	
		0	1	grupe %	
Izvorna grupa	Uspješni SME	0	112	27	80,6
	SME u bankrotu	1	100	40	28,6
	Ukupna točnost predviđanja				54,5

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve na temelju podataka za obrtaj imovine t-1. Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarila bankrot, model je točno predvidio 112 slučajeva (80,6%), dok je u 27 slučajeva pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 40 slučajeva bankrota (28,6%), dok je u 100 slučajeva pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela na temelju financijskog pokazatelja obrtaja imovine kao cjeline iznosi 54,5%. To znači da je model točno klasificirao 54,5% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu za obrtaj imovine t-1 (tablica 37) porast obrtaja imovine ( t-1) za jednu jedinicu povećava vjerojatnost bankrota za 0,2%. Parametar je statistički neznačajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% (P=0,518).

**Tablica 37.***Varijabla obrtaj imovine u modelu za razdoblje promatranja t-1*

Varijabla	Parametar (B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	Signifikantnost	Exp(B)
<b>OBRTAJ IMOVINE</b>	0,002	0,003	0,418	1	0,518	1,002
<b>Konstanta</b>	-0,014	0,124	0,012	1	0,913	0,987

Izvor: Izračun autora

## PROSJEČNO VRIJEME NAPLATE POTRAŽIVANJA (t-1)

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijent modela prosječno vrijeme naplate potraživanja za razdoblje promatranja t-1 je 0,001 pri 1 stupnjeva slobode (tablica 38), odnosno može se utvrditi da je procijenjeni model prosječnog vremena naplate potraživanja statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%, što znači da se na temelju nezavisne varijable prosječnog vremena naplate potraživanja može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća.

### Tablica 38.

*Omnibus Test za koeficijent modela*

Varijabla	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikantnost
PROSJEČNO VRIJEME NAPLATE POTRAŽIVANJA	45,839	1	0,001

Izvor: izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell  $R^2$  i Nagelkerke  $R^2$ , koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U prvom koraku modela ROE 1 (Tablica 39) vrijednost -2 LL iznosi 340,934 što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell  $R^2$  ima vrijednost 0,152 dok Nagelkerke  $R^2$  iznosi 0,202. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke  $R^2$  se kreću od 0 do 1 (odnosno od 0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,152 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 15,2% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 15,2% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom financijskog pokazatelja prosječnog vremena naplate potraživanja u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,202 pokazuje da model objašnjava oko 20,2% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji slaba veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskog pokazatelja prosječnog vremena naplate potraživanja korištenog u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1

**Tablica 39.***Sažetak modela*

<b>PROSJEČNO VRIJEME NAPLATE POTRAŽIVANJA</b>	<b>-2 LL</b>	<b>Cox &amp; Snell R<sup>2</sup></b>	<b>Nagelkerke R<sup>2</sup></b>
	340,934 <sup>a</sup>	0,152	0,202
a. Proces prekinut u 5. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001			

Izvor: Izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 40, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća na temelju financijskog pokazatelja prosječnog vremena naplate potraživanja t-1.

**Tablica 40.***Točnost predviđanja modela*

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			
		Uspješni SME	SME u bankrotu	Točnost predviđanja grupe %	
		0	1		
Izvorna grupa	Uspješni SME	0	110	29	79,1
	SME u bankrotu	1	65	75	53,6
	Ukupna točnost predviđanja				66,3

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve na temelju podataka za prosječno vrijeme naplate potraživanja t-1. Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarila bankrot, model je točno predvidio 110 slučajeva (79,1%), dok je u 29 slučajeva pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 75 slučajeva bankrota (53,6%), dok je u 65 slučaja pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost

predviđanja modela na temelju financijskog pokazatelja prosječnog vremena naplate potraživanja kao cjeline iznosi 66,3%. To znači da je model točno klasificirao 66,3% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu za prosječnog vremena naplate potraživanja t-1 (tablica 41) porast prosječnog vremena naplate potraživanja (t-1) za jednu jedinicu statistički značajno povećava vjerojatnost bankrota za 1,2%. Parametar je statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% (P=0,001).

#### Tablica 41.

*Varijabla prosječnog vremena naplate potraživanja t-1*

Varijabla	Parametar (B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	Signifikantnost	Exp(B)
PROSJEČNO VRIJEME NAPLATE POTRAŽIVANJA	0,012	0,002	24,820	1	0,001	1,012
Konstanta	-0,879	0,198	19,784	1	0,001	0,415

Izvor: Izračun autora

#### TEKUĆA LIKVIDNOST (t-1)

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijent modela tekuća likvidnost za razdoblje promatranja t-1 je 0,001 pri 1 stupnjeva slobode (tablica 42), odnosno može se utvrditi da je procijenjeni model tekuća likvidnost (t-1) statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% (P=0,001) što znači da se na temelju nezavisne varijable tekuće likvidnosti (t-1) može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća.

#### Tablica 42.

*Omnibus test za koeficijent modela*

Varijabla	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikatnost
TEKUĆA LIKVIDNOST	56,579	1	0,001

Izvor: Izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell  $R^2$  i Nagelkerke  $R^2$ , koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U prvom koraku modela tekuće likvidnosti (tablica 43) vrijednost -2 LL iznosi 330,193 što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell  $R^2$  ima vrijednost 0,184 dok Nagelkerke  $R^2$  iznosi 0,245. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke  $R^2$  se kreću od 0 do 1 (odnosno od 0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,184 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 18,4% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 18,4% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom financijskog pokazatelja tekuće likvidnosti u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,245 pokazuje da model objašnjava oko 24,5% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji slaba veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskog pokazatelja tekuće likvidnosti korištenog u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1.

### Tablica 43.

#### Sažetak modela

TEKUĆA LIKVIDNOST	-2 LL	Cox & Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
	330,193 <sup>a</sup>	0,184	0,245
a. Proces prekinut u 6. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001			

Izvor: Izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 44, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća na temelju financijskog pokazatelja tekuće likvidnosti t-1.

**Tablica 44.***Točnost predviđanja modela*

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			
		Uspješni SME	SME u bankrotu	Točnost predviđanja	
		0	1	grupe%	
Izvorna grupa	Uspješni SME	0	74	65	53,2
	SME u bankrotu	1	25	115	82,1
	Ukupna točnost predviđanja				67,7

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve na temelju podataka za tekuću likvidnost t-1. Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarila bankrot, model je točno predvidio 74 slučajeve (53,2%), dok je u 65 slučajeva pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 115 slučajeva bankrota (82,1%), dok je u 25 slučajeva pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela na temelju financijskog pokazatelja tekuće likvidnosti kao cjeline iznosi 67,7%. To znači da je model točno klasificirao 67,7% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu za tekuću likvidnost t-1 (tablica 45) porast tekuće likvidnosti za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 70%. Parametar je statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% ( $P=0,001$ ).

**Tablica 45.***Varijabla tekuće likvidnosti za razdoblje promatranja t-1*

Varijabla	Parametar(B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	Signifikatnost	Exp(B)
TEKUĆA LIKVIDNOST	-0,700	0,130	29,142	1	0,001	0,496
Konstanta	1,378	0,257	28,664	1	0,001	3,966

Izvor: Izračun autora

## SAMOFINANCIRANJE (t-1)

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijent modela samofinanciranja za razdoblje promatranja t-1 je 0,001 pri 1 stupnjeva slobode (tablica 46), odnosno može se utvrditi da je procijenjeni model samofinanciranja (t-1) statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% ( $P=0,001$ ), što znači da se na temelju nezavisne varijable samofinanciranja (t-1) može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća.

### Tablica 46.

*Omnibus Test za koeficijente modela*

Varijabla	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikantnost
SAMOFINANCIRANJE	72,748	1	0,001

Izvor: Izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell  $R^2$  i Nagelkerke  $R^2$ , koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U prvom koraku modela samofinanciranja (tablica 47) vrijednost -2 LL iznosi 314,024 što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell  $R^2$  ima vrijednost 0,230 dok Nagelkerke  $R^2$  iznosi 0,306. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke  $R^2$  se kreću od 0 do 1 (odnosno od 0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,230 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 23,00% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 23,00% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom financijskog pokazatelja samofinanciranja u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,306 pokazuje da model objašnjava oko 30,6% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji slaba veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskog pokazatelja samofinanciranja korištenog u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1.



## Tablica 47.

### Sažetak modela

SAMOFINANCIRANJE	-2 LL	Cox & Snell R <sup>2</sup>	Nagelkerke R <sup>2</sup>
	314,024 <sup>a</sup>	0,230	0,306

a. Proces prekinut u 5. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001

Izvor: izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 48, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća na temelju financijskog pokazatelja samofinanciranja (t-1).

## Tablica 48.

### Točnost predviđanja modela

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			
		Uspješni SME	SME u bankrotu	Točnost predviđanja grupe %	
		0	1		
Izvorna grupa	Uspješni SME	95	44	68,3	
	SME u bankrotu	37	103	73,6	
	Ukupna točnost predviđanja			71,0	

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve na temelju podataka samofinanciranja (t-1). Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarila bankrot, model je točno predvidio 95 slučajeva (68,3%), dok je u 44 slučajeva pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 103 slučajeva bankrota (73,6%), dok je u 37 slučaja pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela na temelju financijskog pokazatelja samofinanciranja kao cjeline iznosi 71,00%. To znači da je model točno klasificirao 71,00% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu za samofinanciranje (tablica 49) porast samofinanciranja (t-1) za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 4,5%. Parametar je statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% (P=0,001).

**Tablica 49.***Varijabla samofinanciranja za razdoblje promatranja t-1*

Varijabla	Parametar (B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	Signifikantnost	Exp(B)
<b>SAMOFINANCIRANJA</b>	-0,045	0,006	53,976	1	0,001	0,956
<b>Konstanta</b>	1,618	0,250	42,005	1	0,001	5,044

Izvor: Izračun autora

## **H2: Kombinirani financijski pokazatelji mogu biti učinkovitiji u predviđanju bankrota SME poduzeća od pojedinačnih financijskih pokazatelja**

Šestanović et al. (2020) naglašavaju da ako se želi sagledati cjelokupna slika poslovanja poduzeća onda nije dovoljno promatrati pojedinačno pokazatelje nego ih je potrebno sagledati povezano. Zbog toga, za razvoj modela za predviđanje bankrota SME poduzeća korišteni su i kombinirani financijski pokazatelji a ne samo pojedinačni financijski pokazatelji. Također kao i za razvoj modela gdje su bili korišteni pojedinačni financijski podatci stari godinu dana (t-1), tako su korišteni i podatci stari godinu dana (t-1) za kombinirane financijske pokazatelje kako bi točnost predviđanja bankrota SME poduzeća bila što veća. U modelu za predviđanje bankrota SME poduzeća korišteni su svi prethodno navedeni financijski pokazatelji (njih sedam) osim financijskog pokazatelja obrtaja imovine koji se pokazao statistički neznačajnim pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% pri t-testu razlike aritmetičkih sredina financijskim pokazatelja poduzeća koja jesu i koja nisu objavila bankrot. Također, uporabom logističke regresije dodatno se potvrdila statistička neznačajnost tog pokazatelja za predviđanje bankrota SME poduzeća za promatranu godinu t-1 (rezultat prikazan kroz testiranje H1).

### **Model 1 – model za predviđanje bankrota SME poduzeća sa nezavisnim varijablama za razdoblje t-1**

Empirijska P vrijednost Omnibus Testa za koeficijente modela 1 je 0,001 pri 8 stupnjeva slobode (tablica 50), odnosno može se utvrditi da je procijenjeni model statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% te da model sa nezavisnim varijablama ROE, ROA, EBITDA marže, EBIT marže, obrtaja imovine, prosječnog vremena naplate potraživanja, tekuće likvidnosti i samofinanciranja za razdoblje t-1 može predvidjeti stečaj SME poduzeća.

#### **Tablica 50.**

*Omnibus Test za koeficijente modela*

	Chi-square	Stupnjevi slobode	Signifikantnost
<b>Model 1</b>	133,243	8	0,001

Izvor: Izračun autora

Kvaliteta modela prikazuje se pomoću logaritma vjerodostojnosti (-2 LL) te mjera Cox & Snell  $R^2$  i Nagelkerke  $R^2$ , koje procjenjuju koliko model dobro tumači zavisnu varijablu bankrot. U prvom koraku modela (tablica 51) vrijednost -2 LL iznosi 253,529, što je mjera prilagodbe modela podacima (niža vrijednost znači bolje prilagođavanje te je zbog toga poželjna što niža vrijednost -2 LL).

Cox & Snell  $R^2$  ima vrijednost 0,380, dok Nagelkerke  $R^2$  iznosi 0,506. Ove mjere pokazuju koliko dobro model objašnjava varijabilnost u podacima. Vrijednosti Nagelkerke  $R^2$  se kreću od 0 do 1 (odnosno od 0% do 100%), pri čemu veće vrijednosti označavaju veću objašnjavajuću snagu modela. Cox & Snell  $R^2$  od 0,38 ukazuje da model predviđanja bankrota SME poduzeća objašnjava oko 38,00% varijabilnosti, odnosno pokazuje da se 38,00% varijacije zavisne varijable (bankrota) SME poduzeća može objasniti uporabom svih osam financijskih pokazatelja u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1. Nagelkerke  $R^2$  od 0,506 pokazuje da model objašnjava oko 50,6% varijabilnosti u podacima, odnosno da postoji srednje jaka veza između predviđanja bankrota SME poduzeća i financijskih pokazatelja korištenih u modelu za razdoblje promatranja podataka t-1.

**Tablica 51.**

*Sažetak modela*

Model 1	-2 LL	Cox & Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
	253,529 <sup>a</sup>	0,380	0,506
a. Proces prekinut u 6. koraku jer su promjene ocjena parametara manje od 0,001			

Izvor: Izračun autora

Točnost predviđanja modela logističke regresije se prezentira klasifikacijskom tablicom 52, u kojoj je prezentirana ukupna točnost modela za predviđanje SME poduzeća iz uzorka te pojedinačna točnost predviđanja bankrota za SME poduzeća u bankrotu i uspješna SME poduzeća.

**Tablica 52.**

*Točnost predviđanja bankrota*

Klasifikacijska tablica					
		Predviđena grupa			Točnost predviđanja grupe %
		Uspješni SME	SME u bankrotu		
		0	1		
Izvorna grupa	Uspješni SME	0	105	34	75,5
	SME u bankrotu	1	31	109	77,9
	Ukupna točnost predviđanja				76,7

Izvor: Izračun autora

Na dijagonalama tablice nalaze se brojevi koji prikazuju točno klasificirane slučajeve. Na primjer, od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarili bankrot, model je točno predvidio 105 slučajeva (75,5%), dok je u 34 slučajeve pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 109 slučajeva bankrota (77,9%), dok je u 31 slučaju pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela kao cjeline iznosi 76,7%. To znači da je model točno klasificirao 76,7% svih slučajeva.

Prema procijenjenom modelu (tablica 53) porast ROE za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 1,5% (100%-98,5%), dok porast vremena naplate potraživanja za svaki dan dovodi do porasta vjerojatnosti bankrota za 1% ( $P < 0,001$ ).

Svakim porastom koeficijenta tekuće likvidnosti za jednu jedinicu može se očekivati smanjenje vjerojatnosti bankrota za 25,1%. Parametar je statistički značajan tek pri graničnoj razini signifikantnosti od 10% ( $P = 0,056$ ).

Svakim porastom koeficijenta samostalnog financiranja za jednu jedinicu može se očekivati pad vjerojatnosti bankrota za 3,1%. Parametar je statistički značajan pri graničnoj razini signifikantnosti od 5% ( $P = 0,004$ ). Promjene vjerojatnosti bankrota se procjenjuju uz pretpostavku da se ostale nezavisne varijable ne mijenjaju.

**Tablica 53.**

*Varijable u modelu za razdoblje promatranja t-1*

Varijabla	Parametar (B)	Standardna greška	Wald	Stupnjevi slobode	Signifikantnost	Exp(B)
ROE	-0,015	0,009	2,932	1	0,087	0,985
ROA	-0,056	0,040	2,084	1	0,149	0,944
EBITDA_MAR	0,031	0,035	0,730	1	0,393	1,031
EBIT_MAR	0,014	0,041	0,120	1	0,729	1,014
PROS_VRIJEME_NAPL_POTRAŽ	0,010	0,003	15,574	1	0,001	1,010
TEK_LIKV	-0,251	0,151	3,661	1	0,056	0,749
SAMOFIN	-0,031	0,011	8,420	1	0,004	0,970
Konstanta	1,102	0,393	7,847	1	0,005	3,010

Izvor: Izračun autora

## 6. RASPRAVA

Na temelju preuzetih podataka o financijskim pokazateljima iz baze Orbis definiranih za uzorak od 279 SME hrvatskih poduzeća iz sektora trgovine na malo, trgovine na veliko i popravka motornih vozila (od čega je 140 poduzeća proglasilo bankrot dok 139 poduzeća nisu proglasili bankrot) mogu se prihvatiti postavljene hipoteze koje predstavljaju glavni cilj ovog istraživanja:

**H1:** Na temelju financijskih pokazatelja i računovodstvenih informacija poduzeća moguće je predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća

**H2:** Kombinirani financijski pokazatelji mogu biti učinkovitiji u predviđanju bankrota SME poduzeća od pojedinačnih financijskih pokazatelja.

Altman, E.I. (1968), Pervan et al. (2018) i Bogdan et al. (2019) utvrdili su da što su financijski podatci stariji da je točnost predviđanja bankrota manja, odnosno točnost predviđanja bankrota je puno veća ako se koriste financijski podatci od godinu dana prije bankrota (t-1) dok je točnost predviđanja puno manja kada se koriste podatci koji su stari dvije godine (t-2) ili tri godine (t-3). Zbog toga, u radu su korišteni financijski podatci stari godinu dana (t-1) za razvoj modela predviđanja bankrota SME poduzeća kako bi točnost predviđanja bankrota bila što veća.

Izabrano je osam financijskih pokazatelja (nezavisnih varijabli) za oblikovanje modela za predviđanje bankrota (zavisna varijabla) sa podacima za tri godine unazad od promatrane godine (t-1, t-2, t-3): ROA, ROE, EBITDA marža, EBIT marža, obrtaj imovine, prosječno vrijeme naplate potraživanja, tekuća likvidnost i samofinanciranje. Prethodno navedeni financijski pokazatelji spadaju u sljedeće četiri skupine pokazatelja: pokazatelja profitabilnosti, aktivnosti, likvidnosti i zaduženosti. Povezanost među financijskih pokazatelja poduzeća koja jesu i koja nisu objavila bankrot ispitana je Pearsonovim koeficijentom korelacije te se zaključuje sljedeće: povezanost među svim pokazateljima u uzastopne tri godine je pozitivna što označava da povećanje jedne varijable rezultira povećanjem druge varijable. Povezanost slabog intenziteta među financijskim pokazateljima imaju: pokazatelji ROE (sa iznosom od 0,10 i 0,39) i pokazatelji EBITDA marže (s iznosom od 0,45 i 0,39) u sve tri uzastopne godine (t-1, t-2 i t-3), dok najjaču povezanost među financijskim pokazateljima imaju pokazatelji tekuće likvidnosti između prve (t-1) i druge godine (t-2) sa iznosom od 0,93 te pokazatelji samofinanciranja u sve tri promatrane godine sa iznosom od 0,91 između prve (t-1) i druge (t-2) godine te iznosom od 0,89 između druge (t-2) i treće godine (t-3).

Također može se primijetiti, sukladno teorijskim očekivanjima, razlike u prosječnoj vrijednosti financijskih pokazatelja među poduzećima koja jesu i koja nisu proglasila bankrot. Kod poduzeća koja

su objavila bankrot prosječne vrijednosti financijskih pokazatelja su lošije u odnosu na ona poduzeća koja nisu u bankrotu. Na primjer, ROE (t-1) u prosjeku kod onih poduzeća koja posluju uspješno iznosi 21,15% dok kod onih poduzeća koja su u bankrotu taj pokazatelj iznosi - 10,01%. Sukladno tomu, pokazatelj ROA (t-1) u prosjeku kod uspješnih poduzeća iznosi 9,36% dok taj pokazatelj kod poduzeća u bankrotu iznosi 0,75%. Ti dobiveni rezultati mogu se povezati s teorijskim očekivanjima gdje poduzeće koje posluje uspješno ostvaruje povrat koji je veći od troška tuđeg kapitala (troška posuđivanja) te je tada rentabilnost vlastitog kapitala veća od rentabilnosti ukupne imovine. Pokazatelj samofinanciranja (t-1) u prosjeku kod onih poduzeća koja nisu u bankrotu iznosi 50,31% dok kod onih poduzeća koja su u bankrotu taj pokazatelj iznosi 24,31%. Također, pokazatelj tekuće likvidnosti (t-1) u prosjeku kod onih poduzeća koja nisu u bankrotu iznosi 3,39 dok kod onih poduzeća koja su objavila bankrot taj pokazatelj iznosi 1,45, što je također sukladno teorijskim očekivanjima jer ako poduzeće želi pravodobno plaćati svoje obveze ono treba imati minimalno dva puta više kratkotrajne imovine od kratkoročnih obveza. Također, t-test razlike aritmetičkih sredina financijskih pokazatelja poduzeća koja jesu i koja nisu proglasila bankrot pokazuje da su svi financijski pokazatelji koji su uključeni u istraživanje za promatrano razdoblje t-1 osim obrtaja imovine, statistički značajni pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%. Uporabom logističke regresije dodatno se potvrdila statistička neznačajnost tog pokazatelja za predviđanje bankrota SME poduzeća za promatranu godinu t-1.

Prihvata se hipoteza da je na temelju financijskih pokazatelja i računovodstvenih informacija poduzeća moguće predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća. Najveću točnost modela kao cjeline za predviđanje bankrota za SME poduzeća (sa financijskim podacima starih godinu dana) ima model koji se temelji na financijskom pokazatelju samofinanciranja u iznosu od 71%, potom model koji se temelji na financijskom pokazatelju ROA u iznosu od 70,3% te model koji se temelji na financijskom pokazatelju tekuće likvidnosti u iznosu od 67,7%. Najmanju točnost modela kao cjeline za predviđanje bankrota za SME poduzeća ima model koji se temelji na financijskom pokazatelju EBITDA marže u iznosu od 57%. Prema procijenjenom modelu za tekuću likvidnost (t-1), porast tekuće likvidnosti za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota SME poduzeća uzorka za 70%, porast ROA (t-1) za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 13%, porast EBIT marže (t-1) za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 5,5%, dok porast samofinanciranja za jednu jedinicu statistički značajno umanjuje vjerojatnost bankrota za 4,5%.

Također, prihvaća se i hipoteza da kombinirani financijski pokazatelji mogu biti učinkovitiji u predviđanju bankrota SME poduzeća uzorka od pojedinačnih financijskih pokazatelja sukladno teorijskim očekivanjima. Od 139 SME poduzeća koja nisu ostvarili bankrot, model je točno predvidio 105 slučajeva (75,5%), dok je u 34 slučajeva pogrešno predvidio bankrot koji se među promatranim

poduzećima nije dogodio. Slično tome, od 140 stvarnih slučajeva kada se dogodio bankrot model je točno predvidio 109 stečajeva (77,9%), dok je u 31 slučaju pogrešno predvidio da se bankrot neće dogoditi iako se on zapravo dogodio. Točnost predviđanja modela kao cjeline iznosi 76,7%. To znači da je model točno klasificirao 76,7% svih slučajeva što je učinkovitije u odnosu na iznose točnosti modela pojedinačnih financijskih pokazatelja čije pojedinačne točnosti modela ne prelaze prethodno navedeni postotak (točnosti pojedinačnih modela za predviđanje bankrota vidljivi pod testiranjem H1).

U cilju daljnjeg unapređenja razvoja modela za predviđanje bankrota SME poduzeća iz uzorka, moguće je uz financijske podatke (kvantitativne podatke) korištenih u ovom istraživanju nadodati i kvalitativne podatke te umjesto metode logističke regresije (korištene u ovom istraživanju) koristiti metodu neuronske mreže kako bi se ukupna točnost modela za predviđanje bankrota povećala.



## 7. ZAKLJUČAK

Poslovno okruženje, koje podrazumijeva jako velik broj aktera te neizvjesno i dinamično djelovanje različitih faktora iz eksterne i interne poslovne okoline, za neke gospodarske subjekte predstavlja iznimno težak poslovni izazov u izbjegavanju financijskih poteškoća i održavanju konkurentske prednosti na tržištu. Upravo nemogućnost subjekta da se pravilno suoči s izazovima iz poslovanja, rezultira potencijalnim rizikom pojave financijskih poteškoća što za sobom nosi problem nelikvidnosti i insolventnosti te naposljetku problem bankrota. Takav poslovni rizik, koji negativno utječe kako na sami gospodarski subjekt tako i na poslovne partnere tog subjekta, ne može se u potpunosti izbjeći ali se njime može upravljati kroz uporabu modela za predviđanje bankrota. Predviđanje bankrota može se definirati kao jedan od važnih koraka u poslovanju u sagledavanju financijskoga stanja gospodarskih subjekata te pravovremenog reagiranja i poduzimanja mjera za otklanjanje financijskih poteškoća.

Stečajni postupak se otvara kada postoji stečajni razlog, odnosno kada je poduzeće prezaduženo i nesposobno za plaćanje svojih obveza. Uzrok bankrota može biti neadekvatno upravljanje poslovanjem (loš menadžment), poslovanje u rizičnim industrijama, visoke kamatne stope, pojava konkurencije, financijske poteškoće poduzeća, nepovoljno makroekonomsko okruženje, slaba motivacija zaposlenika, ekonomske krize, loša edukacija zaposlenika, previše izazovni ciljevi poduzeća i sl. Predlaže se da poduzetnici kontinuirano prate poslovanje poduzeća te pravovremeno reagiraju ukoliko uoče financijske poteškoće kako ne bi bilo prekasno za održivost poslovanja. U Hrvatskoj se nažalost stečajni postupak prekasno otvara te zbog toga poduzeća nisu u mogućnosti naplatiti iz stečajne mase sva potraživanja vjerovnika, nego se prema podacima World Bank-a (2022) može naplatiti samo 45% ukupnih potraživanja. Stoga, vlada je Republike Hrvatske napisala smjernice za restrukturiranje poduzeća izvansudskim sporazum kako bi se potaknula poduzeća da pravovremeno reagiraju kada nisu sposobni podmirivati svoje obveze. Međutim, ako se izvansudskim restrukturiranjem ne dođe do sporazuma između poduzetnika i vjerovnika potrebno je pokrenuti restrukturiranje sudskim putem. Postoje dva rješenja stečajnog postupka, a to je prestanak poslovanja poduzeća ili restrukturiranje (nastavak poslovanja u nekoj novoj vlasničkoj strukturi).

Predvidjeti bankrot prije nego nastupi osigurava poduzeću konkurentnost na tržištu, likvidnost te lakši pristup financijskim sredstvima od banke po nižoj kamatnoj stopi (niži rizik povrata financijskih sredstava). Prije nekoliko desetljeća, predviđanje bankrota provodilo se kroz analiziranje financijskih izvješća poduzeća, poslovnih planova poduzeća te intervjuirajući vlasnike samog poduzeća, što je pojavom sve dinamičnije i kompleksnije poslovne okoline postalo manje efikasno za razliku od modela za predviđanje bankrota. Kasnije, predviđanje bankrota temelji se na modelima koji uz financijske

pokazatelje kombiniraju i nefinancijske pokazatelje te se pojavljuju modeli koji koriste neuronske mreže za predviđanje bankrota. Iako su mnogi istraživači pokušali kreirati najprecizniji model za predviđanje bankrota, istraživanja iz 2016. godine dokazuju da je nemoguće kreirati samo jedan model koji će odgovarati svim poduzećima različitih kategorija.

Kao glavni cilj ovog rada, postavljen je razvoj modela za predviđanje bankrota SME poduzeća. Izabrano je osam financijskih pokazatelja (nezavisnih varijabli) za oblikovanje modela za predviđanje bankrota (zavisna varijabla) sa podacima starih godinu dana ( $t-1$ ) zbog veće točnosti predviđanja modela: ROA, ROE, EBITDA marža, EBIT marža, obrtaj imovine, prosječno vrijeme naplate potraživanja, tekuća likvidnost i samofinanciranje. Na temelju preuzetih podataka o financijskim pokazateljima iz baze Orbis definiranih za uzorak od 279 SME hrvatskih poduzeća iz sektora trgovine na malo, trgovine na veliko i popravka motornih vozila (od čega je 140 poduzeća proglasilo bankrot dok 139 poduzeća nisu proglasili bankrot) može se zaključiti sljedeće:

- Kod poduzeća koja su objavila bankrot prosječne vrijednosti financijskih pokazatelja su lošije u odnosu na ona poduzeća koja nisu u bankrotu,
- T-testom razlike aritmetičkih sredina financijskih pokazatelja poduzeća koja jesu i koja nisu proglasila bankrot utvrđeno je da su svi financijski pokazatelji koji su uključeni u istraživanje za promatrano razdoblje  $t-1$ , osim obrtaja imovine, statistički značajni pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%,
- Najveću točnost modela kao cjeline za predviđanje bankrota za SME poduzeća ima model koji se temelji na financijskom pokazatelju samofinanciranja u iznosu od 71% dok najmanju točnost modela kao cjeline za predviđanje bankrota za SME poduzeća ima model koji se temelji na financijskom pokazatelju EBITDA marže u iznosu od 57%,
- Točnost predviđanja modela kao cjeline koji se temelji na kombiniranim financijskim pokazateljima iznosi 76,7%,
- Na temelju financijskih pokazatelja i računovodstvenih informacija poduzeća moguće je predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća te da kombinirani financijski pokazatelji mogu biti učinkovitiji u predviđanju bankrota SME poduzeća od pojedinačnih financijskih pokazatelja.

## LITERATURA

- Altman, I. E., Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*, 3rd Edition, Wiley, Canada.
- Altman, E.I., i Sabato, G. (2007). *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from U.S. Market*. Abacus, 43(3), (str. 332-335).
- Altman, E.I. (1968). *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*, Journal of Finance, Vol. 23, No. 4, (str. 589-609).
- Ansari, A., Said Ahmad, I., Abu Bakar, A., Ridzwan Yaakub, M. (2020). *A Hybrid Metaheuristic Method in Training Artificial Neural Network for Bankruptcy Prediction*, A Creative Commons Attribution, Vol.8.
- Bahtijarević Šiber, F., Sikavica, P. (2001). *Leksikon menadžmenta*, Masmedia, Zagreb.
- Belak, V. (1995). *Menadžersko računovodstvo*, RRiF plus, Zagreb, (str. 62 -93).
- Bogdan, S., Bareša, S., Hađina, V. (2019). *Testiranje primjenjivosti Altmanovog Z-score modela za predviđanje stečaja u Republici Hrvatskoj*, Notitia -časopis za ekonomske, poslovne i društvene teme, Vol. 5, (str. 31-46).
- Brenes, R.,F., Johannssen, A., Chukhrova, N. (2022). *An Intelligent Bankruptcy prediction model using a multilayer perceptron*, Intelligent Systems with Applications, Vol.16, (str. 1-18).
- Financijska agencija (2022). *Informacije o poslovanju poslovnih subjekata*, dostupno na: <https://www.fina.hr/bonplus>, [Datum pristupa: 20.08.2023.]
- Ivičić, L., Cerovac, S. (2009). *Procjena kreditnog rizika poduzeća u Hrvatskoj*, Financijska teorija i praksa, Vol. 33, (str. 385-413).
- Kou, G., Xu, Y., Peng, Y., Shen, F., Chen, Y., Chang, K., Kou, S. (2021). *Bankruptcy Prediction for SMEs Using Transactional Data and Two-Stage multiobjective Feature selection*, Decision Support Systems, Vol. 140, (str. 1-14).
- Kuvek, T., Pervan, I., Pervan, M. (2023). *Improving the Accuracy of Firm Failure Forecasting Using Non-Financial Variables: The Case of Croatian SME*. Eng.Proc. (str. 39,62).

- Lombardo, G., Pellegrino, M., Adosoglou, G., Cagnoni, S., Pardalos, P., Poggi, A. (2022). *Machine Learning for Bankruptcy Prediction in the American Stock Market: Dataset and Benchmarks*, Future Internet, Vol. 14., (str. 2-23).
- Ministarstvo pravosuđa Republike Hrvatske (2015). *Vodič kroz stečajni postupak*, MPRH, dostupno na: <https://www.mingo.hr/public/Vksp15.pdf> [Datum pristupa: 20.8.2023.]
- Narodne novine, *Stečajni zakon NN 71/15, 104/17, 36/22 (2023)*, dostupno na: <https://www.zakon.hr/z/160/Stečajni> [Datum pristupa: 20.08.2023.]
- Novak, B. (2003). *Predviđanje poslovnih teškoća banaka u Republici Hrvatskoj na osnovi javno dostupnih financijskih pokazatelja*, Ekonomski pregled, Vol. 54, (str. 904-924).
- Pervan, I. (2017). *Predviđanje stečaja – SME proizvodna poduzeća u Hrvatskoj*. Zbornih radova Veleučilišta u Šibeniku, Vol.11, (str. 3-4).
- Pervan, I., Kuvek, T. (2013). *The Relative Importance of Financial Ratios and Nonfinancial Variables in Predicting of Insolvency*. Croatian Operational Research Review (CRORR), Vol. 4, (str. 187-196).
- Pervan, I., Pervan, M., Vukoja, B. (2011). *Prediction of Company Bankruptcy Using Statistical Techniques- The Case of Croatia*. Croatian Operational Research Review (CRORR), Vol. 2, (str. 158-166).
- Pervan, I. and Filipović, D., (2010). *FP RATING®-model za predviđanje (in)solventnosti poslovnih partnera*, Računovodstvo, revizija i financije, Vol 7., (str. 92-96).
- Sousa, A., Braga, A., Cunha, J. (2022). *Impact of Macroeconomic indicators on Bankruptcy Prediction Models: Case of the Portuguese construction sector*, *Quantitative Finance and Economics*, (str. 406-426).
- Šarlija, N., Penavin, S. and Harc, M. (2009). *Predviđanje nelikvidnosti poduzeća u Hrvatskoj*, Zbornik Ekonomskog fakulteta u Zagrebu, Vol. 2., (str. 21-36).
- Šestanović A., Vučenović J. (2020). *Zbirni financijski pokazatelji kao indikatori kriza unutar trgovačkih društava*, Financije i pravo, Vol. 8. No. 1.
- Tomas Žiković, I. (2017). *Challenges in Predicting Financial Distress in Emerging Economies: The Case of Croatia*, Eastern European Economics, Vol. 56, (str. 1-28).
- Van Horne, J. C., Wachowicz, J. M. (2013). *Fundamentals of Financial Management*, 13th Edition, Englewood Cliffs, N.J., Prentice-Hall.

Vukoja, B., Sunulahpašić, S., Vukoja, B. (2017). *Kreativno Računovodstvo kao uzrok nastanka stečaja poduzeća*, *QUALITY 2017*, (str. 355-365).

Zenzerović, B. (2009). *Business' Financial Problems Prediction- Croatian Experience*, *Ekonomski istraživanja*, Vol.22, (str. 1-15).

Žager, K., Žager, L. (1999). *Analiza financijskih izvještaja*; Masmedia, Zagreb.

## SAŽETAK

Važnost praćenja i analiziranja poslovnih rizika za održavanje financijske stabilnosti poslovanja prepoznata je u 19. stoljeću, odnosno u vrijeme industrijske revolucije kada se povećao broj poduzeća. Predvidjeti bankrot prije nego nastupi, omogućava poduzeću ali i njegovim poslovnim partnerima da na vrijeme uoče potencijalne financijske poteškoće te ako je moguće da poduzmu mjere za njihovu eliminaciju, kako se ne bi ugrozio daljnji tijek poslovanja. Prema Izvješću o malim i srednjim poduzećima u Hrvatskoj za 2019./2020. godinu, centra za politiku razvoja malih i srednjih poduzeća i poduzetništva (CEPOR), SME poduzeća imaju najveći udio u broju poduzeća u Hrvatskoj u iznosu od 99,7% te su u Hrvatskoj ostvarila udio od 60,30% u ukupnom prihodu, 74,3% u zaposlenosti i 53% u izvozu Hrvatske. Stoga, ovaj je diplomski rad u obzir uzeo predviđanje bankrota SME poduzeća. U ovom radu, primjenom logističke regresije, razvijen je statistički model za predviđanje bankrota SME hrvatskih poduzeća iz sektora trgovine na malo, trgovine na veliko i popravka motornih vozila. U razvoju modela korišteni su financijski pokazatelji ROA, ROE, EBITDA marža, EBIT marža, obrtaj imovine, prosječno vrijeme naplate potraživanja, tekuća likvidnost i samofinanciranje koji spadaju u četiri skupine pokazatelja: pokazatelja profitabilnosti, aktivnosti, likvidnosti i zaduženosti. T-test razlike aritmetičkih sredina financijskih pokazatelja poduzeća koja jesu i koja nisu proglasila bankrot pokazuje da su svi financijski pokazatelji koji su uključeni u istraživanje za promatrano razdoblje t-1, osim obrtaja imovine, statistički značajni pri graničnoj razini signifikantnosti od 5%. Uporabom logističke regresije dodatno se potvrdila statistička neznačajnost financijskog pokazatelja obrtaja imovine za predviđanje bankrota SME poduzeća za promatranu godinu t-1, te zbog toga taj financijski pokazatelj nije ušao u finalni model kod testiranja hipoteze H2. Istraživanjem se utvrdilo da se na temelju financijskih pokazatelja i računovodstvenih informacija poduzeća može predvidjeti vjerojatnost nastanka bankrota SME poduzeća te da kombinirani financijski pokazatelji mogu biti učinkovitiji u predviđanju bankrota SME poduzeća od pojedinačnih financijskih pokazatelja.

**Ključne riječi:** bankrot, financijski pokazatelji, SME

## SUMMARY

The importance of monitoring and analyzing business risks for maintaining the financial stability of enterprises was recognized in the 19th century, during the Industrial Revolution, when the number of companies increased. Predicting bankruptcy before it occurs enables a company, as well as its business partners, to timely identify potential financial difficulties and, if possible, take measures to eliminate them, so that the further course of business is not jeopardized. According to the 2019/2020 Report on Small and Medium Enterprises in Croatia by the Centre for Small and Medium Enterprise Development Policy (CEPOR), SMEs make up the largest proportion of companies in Croatia, accounting for 99.7% of the total. Furthermore, they have contributed 60.30% to total revenue, 74.3% to employment, and 53% to Croatia's exports. Therefore, this master thesis focuses on predicting the bankruptcy of SMEs. This thesis uses logistic regression to develop a statistical model for predicting the bankruptcy of SMEs within the retail trade, wholesale trade, and motor vehicle repair sectors in Croatia. Financial indicators utilized in the model include ROA, ROE, EBITDA margin, EBIT margin, asset turnover, average collection period, current liquidity, and self-financing, which are categorized into four groups of indicators: profitability, activity, liquidity, and solvency. The T-test comparing the arithmetic means of the financial indicators for companies that declared bankruptcy and those that did not reveals that all financial indicators included in the study for the observed period t-1, except for asset turnover, are statistically significant at the marginal significance level of 5%. The use of logistic regression further confirmed the statistical insignificance of the asset turnover indicator in predicting the bankruptcy of SMEs for the observed year t-1, because of that, this financial indicator was excluded from the final model in testing the hypothesis H2. The research established that it is possible to predict the likelihood of bankruptcy among SMEs based on financial indicators and accounting information, and that combined financial indicators may be more effective in predicting the bankruptcy of SMEs than individual financial indicators.

**Keywords:** bankruptcy, financial indicators, SMEs