

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

**POJASNJEVALNI MODEL USPEŠNOSTI SLOVENSКИH PODJETIJ
NA OSNOVI KAZALNIKOV KAKOVOSTI**

Ljubljana, avgust 2023

KLEMEN MARTINŠEK

IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisani Klemen Martinšek, študent Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, avtor predloženega dela z naslovom Pojasnjevalni model uspešnosti slovenskih podjetij na osnovi kazalnikov kakovosti, pripravljenega v sodelovanju s svetovalcem doc. dr. Denisom Marinškom

IZJAVLJAM

1. da sem predloženo delo pripravil samostojno;
2. da je tiskana oblika predloženega dela istovetna njegovi elektronski obliki;
3. da je besedilo predloženega dela jezikovno korektno in tehnično pripravljeno v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, kar pomeni, da sem poskrbel, da so dela in mnenja drugih avtorjev oziroma avtoric, ki jih uporabljam oziroma navajam v besedilu, citirana oziroma povzeta v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani;
4. da se zavedam, da je plagiatorstvo – predstavljanje tujih del (v pisni ali grafični obliki) kot mojih lastnih – kaznivo po Kazenskem zakoniku Republike Slovenije;
5. da se zavedam posledic, ki bi jih na osnovi predloženega dela dokazano plagiatorstvo lahko predstavljalo za moj status na Ekonomski fakulteti Univerze v Ljubljani v skladu z relevantnim pravilnikom;
6. da sem pridobil vsa potrebna dovoljenja za uporabo podatkov in avtorskih del v predloženem delu in jih v njem jasno označil;
7. da sem pri pripravi predloženega dela ravnal v skladu z etičnimi načeli in, kjer je to potrebno, za raziskavo pridobil soglasje etične komisije;
8. da soglašam, da se elektronska oblika predloženega dela uporabi za preverjanje podobnosti vsebine z drugimi deli s programsko opremo za preverjanje podobnosti vsebine, ki je povezana s študijskim informacijskim sistemom članice;
9. da na Univerzo v Ljubljani neodplačno, neizključno, prostorsko in časovno neomejeno prenašam pravico shranitve predloženega dela v elektronski obliki, pravico reproduciranja ter pravico dajanja predloženega dela na voljo javnosti na svetovnem spletu preko Repozitorija Univerze v Ljubljani;
10. da hkrati z objavo predloženega dela dovoljujem objavo svojih osebnih podatkov, ki so navedeni v njem in v tej izjavi.
11. da sem preveril verodostojnost informacij, ki izhajajo iz zapisov na podlagi uporabe orodij umetne inteligence.

V Ljubljani, dne _____

Podpis študenta: _____

KAZALO

UVOD	1
1 MERJENJE USPEŠNOSTI PODJETIJ	2
1.1 Računovodsko merjenje uspešnosti	3
1.2 Nefinančno merjenje uspešnosti	3
2 SPREMENLJIVKE USPEŠNOSTI PODJETIJ	4
2.1 Kakovost računovodskega poročanja	5
2.2 Dobičkonosnost	5
2.3 Investicije v kapital.....	7
2.4 Kapitalska struktura	8
2.5 Velikost podjetja	9
2.6 Kazalniki kakovosti	10
3 POJASNJEVALNI STATISTIČNI MODELI DONOSNOSTI PODJETIJ.....	11
3.1 CAPM model.....	11
3.2 ICAPM model	14
3.3 Famov in Frenchev trifaktorski model	15
3.4 Carhartov model.....	16
3.5 Famov in Frenchev petfaktorski model	16
3.6 Famov in Frenchev šestfaktorski model	17
3.7 Q-faktor model.....	18
4 ZASNOVA IN PREIZKUS POJASNJEVALNEGA MODELA USPEŠNOSTI SLOVENSКИH PODJETIJ	19
4.1 Teoretična zasnova pojasnjevalnega modela	19
4.1.1 Odvisna spremenljivka	20
4.1.2 Pojasnjevalne spremenljivke	21
4.1.2.1 Velikost podjetja	21
4.1.2.2 Stopnja časovnih razmejitev	21
4.1.2.3 Stopnja investicij podjetja	22
4.1.3 Izhodiščni logistični model.....	22
4.2 Priprava podatkov	22

4.3	Preverjanje predpostavk logistične regresije.....	25
4.4	Izgradnja večnivojskega logističnega modela	26
4.5	Preverjanje napovedne sposobnosti izgrajenega večnivojskega modela.....	28
5	REZULTATI IN DISKUSIJA.....	30
5.1	Mul1 model.....	30
5.2	Mul2 model.....	31
5.3	Mul3 model.....	31
5.3.1	Vpliv velikosti podjetja	33
5.3.2	Vpliv kakovosti računovodskega poročanja	34
5.3.3	Vpliv investicij	35
5.4	Primerjava modelov	38
5.5	Napovedna sposobnost večnivojskega modela	39
5.6	Predlogi za nadaljnje študije in omejitve	40
	SKLEP.....	43
	LITERATURA IN VIRI.....	44

KAZALO TABEL

Tabela 1:	Opisna statistika vzorca podjetij	24
Tabela 2:	Opisna statistika pojasnjevalnih spremenljivk in korelacijska matrika	25
Tabela 3:	Povzetek večnivojskega modela mul1	30
Tabela 4:	Povzetek večnivojskega modela mul2	31
Tabela 5:	Povzetek večnivojskega modela mul3	32
Tabela 6:	povzetek primerjave večnivojskih logističnih modelov.....	38

KAZALO SLIK

Slika 1:	Gibanje sistematičnega in nesistematičnega tveganja z razpršitvijo portfelja.....	12
Slika 2:	Prikaz razmerja med sistematičnim tveganjem in predvideno donosnostjo	12
Slika 3:	Prikaz teoretičnega poteka premice kapitalskega trga v primerjavi z empiričnim	13
Slika 4:	Kvantilni diagram (angl. Box plot) spremenljivk VP, RS in CR v prvotnem naboru podatkov.....	23
Slika 5:	Prikaz frekvenčne porazdelitve opazovanj po dejavnostih.....	24
Slika 6:	Shematski prikaz predlaganega večnivojskega mešanega modela	27

Slika 7: Kvantilni diagram spremenljivk VP in RS.....	28
Slika 8: Grafični prikaz vpliva velikosti podjetja na verjetnost uspešnosti podjetja.....	33
Slika 9: Grafični prikaz vpliva kakovosti računovodskega poročanja na verjetnost uspešnosti podjetja.....	34
Slika 10: Grafični prikaz vpliva investicij na verjetnost uspešnosti podjetja.....	35
Slika 11: Letna rast sredstev ameriških nefinančnih podjetij med letom 1968 in 2002.....	36
Slika 12: Prikaz ROC krivulje večinivojskega modela	39
Slika 13: Gibanje povprečne stopnje inflacije med letom 2012 in 2023.....	41

KAZALO PRILOG

Priloga 1: Uporabljena programska koda	1
--	---

SEZNAM KRATIC

AIC – (angl. Akaike Information Criterion); Akaikejev informacijski kriterij

AJPES – Agencija Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve

ANOVA – (angl. Analysis of variance); Analiza variance

AUC – (angl. Area Under Curve); Površina pod ROC krivuljo

BIC – (angl. Bayesian information criterion); Bayesov informacijski kriterij

CAPM – (angl. Capital Asset Pricing Model); Model določanja donosnosti lastniškega kapitala

EVA – (angl. Economic Value Added); Ekonomska dodana vrednost

EPS – (angl. Earnings Per Share); Dobiček na delnico

GLMER – (angl. Generalized Linear Mixed-Effects Models); Model posplošene linearne mešane regresije

ICAPM – (angl. Intertemporal Capital Asset Pricing Model); Medčasovni model določanja donosnosti lastniškega kapitala

ICC – (angl. Intraclass correlation); Znotrajrazredna korelacija

KDD – Klirinško depotna družba

ROA – (angl. Return on Assets); Donosnost sredstev

ROC – (angl. Receiver operating characteristic); ROC krivulja

ROE – (angl. Return on Equity); Donosnost kapitala

ROIC – (angl. Return on Invested Capital); Donosnost investiranega kapitala

ROS – (angl. Return on Sales); Donosnost prodaje

VIF – (angl. Variance Inflation Factor); Variančni inflacijski faktor

UVOD

Beseda kakovost opredeljuje pozitivne lastnosti subjekta in je ena najbolj široko uporabljenih besed za karakterizacijo vsega, od izdelkov, storitev, delnic do poslovanja podjetij. Čeprav se beseda kakovost pogosto uporablja za opisovanje podjetij in njihovega poslovanja, je definicija le-te v povezavi s podjetji še vedno ohlapna.

Kakovost podjetij lahko z ekonomskega vidika v splošnem definiramo kot podjetja s konkurenčno prednostjo, robustnimi prihodki in dobrim managementom. Hsu, Kalesnik in Kose (2018) so z analizo portfeljev podjetij, vključenih v vzajemne sklade, ki so osredotočeni na kakovostna podjetja, želeli jasneje definirati finančne karakteristike, ki ločujejo kakovostna podjetja od manj kakovostnih. Zaključili so, da se kot robustne kazalnike kakovosti lahko definira spremenljivke, kot so višina, stabilnost in rast dobička, kapitalska struktura, stopnja investicij ter kakovost računovodskega poročanja. Med raziskovalci še ni konsenza niti glede spremenljivk kakovosti niti pravega kazalnika uspešnosti. Tako najpriljubljenejši kazalnik za ocenjevanje uspešnosti podjetij kljub svojim pomanjkljivostim ostaja donosnost kapitala (angl. Return on Equity, v nadaljevanju ROE). Sicer obstaja večje število študij, ki namesto ROE predlagajo kazalnike, kot so donosnost sredstev (angl. Return on Assets, v nadaljevanju ROA), donosnost investiranega kapitala (angl. Return on Invested Capital, v nadaljevanju ROIC) in ekonomska dodana vrednost (angl. Economic Value Added, v nadaljevanju EVA), oziroma predlagajo premik k nefinančnim kazalnikom uspešnosti.

V teoriji naj bi s pomočjo aplikacije zgoraj omenjenih kazalnikov sklepali o uspešnosti podjetja, vendar se hitro izkaže, da uspešnosti podjetij kljub robustni definiciji spremenljivk ni mogoče enostavno modelirati, saj so podjetja del dinamičnega okolja z mnogimi zunanjimi in notranjimi dejavniki, ki vplivajo na njihovo končno uspešnost. V ta namen je potrebna uporaba kompleksnih statističnih modelov, ki nam omogočajo uporabo večjih količin podatkov in naprednih statističnih funkcij za analizo večplastnih dejavnikov, s čimer omogočijo vpogled v dejavnike, ki vplivajo na uspešnost podjetij. Kljub razvrstitvi slovenskih podjetij v razrede kakovosti na osnovi petih spremenljivk (Marinšek, 2021) doslej na nivoju slovenskega gospodarstva še ni bilo publikacije, ki bi s statističnim modelom povezovala računovodske izkaze podjetij oziroma njihovo kakovost z uspešnostjo.

Namen magistrskega dela je s preučitvijo dostopne strokovne literature definirati finančne oziroma računovodske kazalnike, ki bi hkrati delovali tudi kot kazalniki kakovosti podjetij. S pomočjo teh kazalnikov in javno dostopnih finančnih podatkov bomo na podlagi vzorca velikih slovenskih podjetij med letoma 2011 in 2021 definirali pojasnjevalni model, ki bo sposoben natančno razločevati med uspešnimi in neuspešnimi podjetji, ter do neke mere med bolj in manj kakovostnimi slovenskimi podjetji.

Cilj magistrskega dela je odgovoriti na sledeča raziskovalna vprašanja:

1. Kako lahko definiramo kakovost podjetja?
2. Ali lahko kakovost podjetja povežemo z uspešnostjo podjetja?
3. Ali lahko z uporabo logistične regresije razvijemo napovedovalni model, ki bi učinkovito razločeval med bolj in manj kakovostnimi podjetji?

Magistrsko delo je sestavljeno iz dveh delov, teoretičnega in empiričnega. V prvem delu teoretičnega dela bomo naredili pregled nabora posamičnih kazalnikov oziroma spremenljivk, za katere različni avtorji predvidevajo, da imajo vpliv na uspešnost podjetij. Poleg spremenljivk uspešnosti bomo naredili tudi pregled finančnih in nefinančnih kazalnikov, ki se danes uporabljajo za merjenje uspešnosti podjetij. Temu bo sledil pregled kazalnikov kakovosti, ki so jih Hsu, Kalesnik in Kose (2018) identificirali v svojem delu. Teoretični del bomo zaključili s pregledom preteklih modelov, zasnovanih za pojasnjevanje predvidenih donosov delnic in spremenljivk, uporabljenih v teh modelih. Pregled spremenljivk in modelov iz literature bo pripomogel k zasnovi večnivojskega logističnega modela uspešnosti velikih slovenskih podjetij na osnovi kazalnikov kakovosti.

V empiričnem delu magistrskega dela bomo na podlagi izbranega kazalnika uspešnosti in finančnih podatkov podjetij, pridobljenih iz Agencije Republike Slovenije za javnopravne evidence in storitve (v nadaljevanju AJ PES), razdelili večja slovenska podjetja na uspešna in neuspešna. Slednjemu bo sledila postopna izgradnja večnivojskega logističnega modela, kjer bomo s postopnim vključevanjem pojasnjevalnih spremenljivk utemeljili smotnost njihovega vključevanja v večnivojski logistični model. S končno obliko večnivojskega modela bomo poskusili pojasniti klasifikacijo podjetij med uspešna oziroma neuspešna. Poleg pojasnjevalne sposobnosti večnivojskega logističnega modela bomo ocenili tudi njegovo napovedno sposobnost pravilne klasifikacije podjetij med uspešna oziroma neuspešna. Empirični del bomo zaključili z interpretacijo in diskusijo rezultatov ter predlogi za nadaljnje študije.

1 MERJENJE USPEŠNOSTI PODJETIJ

Uspešnost podjetja lahko definiramo kot sposobnost podjetja, da svojim deležnikom prinaša določeno vrednost ali kot učinkovitost managementa pri sprejemanju strateških odločitev. Merjenje uspešnosti podjetja je ključnega pomena za sprejemanje odločitev, ocenjevanje učinkovitosti njegovega poslovanja in prepoznavanje področij za izboljšave. Za namene merjenja uspešnosti je bilo razvitih več finančnih in nefinančnih kazalnikov, ki jih podjetja uporabljajo za poročanje svojim deležnikom. Izbira kazalnika za merjenje uspešnosti je odvisna od industrije, v kateri se podjetje nahaja, velikosti podjetja in njegovih individualnih ciljev. V poglavju so predstavljeni najpogostejši finančni in nefinančni kazalniki uspešnosti podjetij.

1.1 Računovodsko merjenje uspešnosti

Računovodsko merjenje uspešnosti je najbolj razširjen in uveljavljen način merjenja uspešnosti podjetij. To izvira iz dejstva, da je za večino podjetij v razvitih gospodarstvih sveta obvezno poročanje določenih finančnih podatkov v okviru letnih poslovnih poročil, preko katerih se pridobi kvantitativne podatke, ki se jih uporabi za izračun finančnih kazalnikov uspešnosti.

Skozi čas so raziskovalci razvili različne računovodske kazalnike uspešnosti, ki naj bi najboljše prikazovali pravo uspešnost podjetij. V praksi se najbolj razširjeni kazalniki (Aliabadi, Dorestani & Balsara, 2013):

- prihodek,
- dobiček iz poslovanja,
- čisti dobiček,
- dobiček na delnico (angl. Earnings Per Share – EPS),
- ROE,
- ROA,
- dobičkonosnost prodaje (angl. Return on Sales – ROS).

Avtorji različnih študij pri izbiri najprimernejšega računovodskega kazalnika uspešnosti niso enotni. Aliabadi, Dorestani in Balsara (2013) v svoji študiji zagovarjajo uporabo kazalnika ROA, Dobbs in Koller (2005) pa zagovarjata uporabo kazalnika ROIC.

V zadnjih letih je prišlo do popularizacije ekonomske dodane vrednosti (EVA) kot kazalnika uspešnosti podjetij. Chen in Dodd (1997) v svojem delu kazalnik EVA zagovarjata kot najprimernejši kazalnik, saj naj bi ta odražal več informacij in imel močnejšo povezavo z donosnostjo delnic v primerjavi z bolj uveljavljenimi računovodskimi kazalniki uspešnosti.

Kljub uveljavljenosti računovodskih kazalcev uspešnosti, številni avtorji opozarjajo, da se z njimi lahko manipulira na več načinov, kot so podvrednotenje sredstev, prirejanje amortizacije in časovnih razmejitev (Brown & Laverick, 1994). Poleg tega imajo podjetja pri pripravi računovodskih poročil možnost izbora metod iz nabora računovodskih metod, kar se potencialno lahko uporabi za manipulacijo prave uspešnosti podjetja (Slapničar, 2001).

1.2 Nefinančno merjenje uspešnosti

V preteklosti je bilo poročanje uspešnosti usmerjeno predvsem v delničarje s finančnim oziroma računovodskim merjenjem uspešnosti, dandanes pa v ospredje prihajajo kompleksnejši načini merjenja uspešnosti, ki poleg finančne uspešnosti zajemajo tudi ostala področja delovanja podjetja, kar v teoriji pripomore k uspešnosti podjetja na dolgi rok. Z nefinančnimi kazalci imajo managerji in vlagatelji boljši pregled nad delovanjem podjetja,

zaposleni pa višje zavedanje, kako lahko s svojim delom pripomorejo k uspešnosti podjetja (Eccles & Pyburn, 1992; Ittner & Larcker, 2003).

Eden najbolj razširjenih nefinančnih kazalnikov je sistem uravnoteženih kazalcev (angl. balanced scorecard), ki sta ga vpeljala Kaplan in Norton (1992). Sistem uravnoteženih kazalcev temelji na osnovi štirih stebrov: finance, kupci, interni procesi, ter učenje in rast. Vsakega izmed stebrov se meri s ključnimi kazalniki uspešnosti, ki so usklajeni s strategijo organizacije, na podlagi katerih podjetje pridobi celostno sliko poslovanja podjetja in je sposobno sprejemati boljše odločitve v prihodnosti.

Še eden od načinov nefinančnega merjenja uspešnosti je kazalnik organizacijskega zdravja (angl. Organizational Health Index), ki je bil razvit s strani svetovalnega podjetja McKinsey. Kazalnik temelji na osnovi devetih elementov, ki so pokazatelji organizacijskega zdravja podjetja. Po oceni podjetja McKinsey med kazalnikom in uspešnostjo podjetja obstaja močna korelacija (Kaetzler, Kordestani & MacLean, 2019).

Kot sta ugotovila Ittner in Larcker (2003) lahko že sama definicija in vpeljava nefinančnih kazalnikov privede do boljših poslovnih rezultatov, merjenih s klasičnimi finančnimi kazalniki, pri čemer je ključno, da podjetje tekom definicije oziroma razvoja nefinančnih kazalnikov, definira tudi kavzalno povezavo med nefinančnimi in finančnimi kazalniki.

Vpeljava tovrstnih kazalnikov v prakso je pogosto problematična, pri čemer se podjetja srečujejo z naslednjimi izzivi:

- nefinančni kazalniki so nepovezani s strategijo podjetja;
- povezave med nefinančnimi in finančnimi kazalniki so nepotrjene;
- nefinančni kazalniki ne merijo pravih elementov;
- merjenje nefinančnih kazalnikov je napačno.

Hkrati sta Ittner in Larcker (2003) opozorila, da se z nefinančnimi kazalniki uspešnosti lažje manipulira in se s tem lahko povzroči škoda v obliki oportunitetnih stroškov, saj pri nefinančnih kazalnikih ni enakih pravil in standardov poročanja kot jih poznamo pri finančnih kazalnikih.

2 SPREMENLJIVKE USPEŠNOSTI PODJETIJ

Računovodsko merjenje uspešnosti še vedno prevladuje pri ocenjevanju uspešnosti podjetij. Zato velika večina kvantitativnih študij spremenljivk uspešnosti podjetij raziskuje povezanost med donosnostjo delnic podjetij kot odvisno spremenljivko in neodvisnimi spremenljivkami, ki naj bi imele vpliv na donosnost kot odraz uspešnosti podjetij. V poglavju so predstavljene posamezne spremenljivke, za katere literatura predvideva, da so povezane z uspešnostjo podjetij. V zadnjem podpoglavju so predstavljene spremenljivke kakovosti podjetij oziroma kazalniki kakovosti na osnovi dela avtorjev Hsu, Kalesnik in

Kose (2018), ki so v svojem delu, osredotočenim na kakovostna podjetja, izmed spremenljivk uspešnosti, definirali kazalnike kakovosti, ki ločujejo kakovostna podjetja od manj kakovostnih.

2.1 Kakovost računovodskega poročanja

Kakovost računovodskega poročanja lahko definiramo kot sposobnost računovodskih poročil, da vlagateljem podajo resnično sliko uspešnosti poslovanja podjetja in pomagajo pri ocenjevanju njegove vrednosti. Glavni element študij kakovosti računovodskega poročanja so časovne razmejitve, ki jih lahko definiramo kot terjatve in obveznosti, za katere obstaja verjetnost, da bodo nastale v prihodnosti.

Iz študij izhaja, da se visoke vrednosti časovnih razmejitev v večini primerov v prihodnosti odrazijo v nižji donosnosti podjetij, kar se lahko interpretira na dva načina. Prvi od teh je nagnjenost managementa, da z dvigovanjem vrednosti časovnih razmejitev prikaže višje dobičke in s tem lažno sliko uspešnosti podjetja. Slednje po ugotovitvah avtorjev Dechow, Sloan in Sweeney (1996) sovпада s predvideno ponudbo delnic podjetja ali predvidenim zadolževanjem podjetja, kar se odrazi v višji ceni delnic oziroma nižji ceni zadolževanja. Druga interpretacija pa je povezana s pretirano ekstrapolacijo preteklih rezultatov v prihodnost, na osnovi katere pride do akumulacije delovnega kapitala, ki v končni fazi ne doprinese k realizaciji predvidene donosnosti (Chan, Chan, Jegadeesh & Lakonishok, 2006). Glede na ugotovitve raziskave avtorjev Richardson, Sloan, Soliman in Tuna (2005) med časovnimi razmejitvami obstajajo različne kategorije zanesljivosti in imajo manj zanesljive kategorije negativen vpliv na vzdržnost dobičkov podjetij.

Chan, Chan, Jegadeesh in Lakonishok (2006) so povezanost donosnosti in časovnih razmejitev dokazali z empirično analizo britanskega in ameriškega delniškega trga. Iz empiričnih rezultatov izhaja, da se v primeru predhodno uspešnih podjetij ob visokem dvigu vrednosti časovnih razmejitev v naslednjih letih rast podjetja in njegova dobičkonosnost zmanjšata, kar se izrazi v nižji vrednosti delnic. Prav tako iz študije izhaja, da imajo spremembe v zalogah in terjativah največji vpliv na dobičkonosnost. Slednje je skladno z delom Sloana (1996), pri čemer je ta dodal, da je vpliv časovnih razmejitev na vrednost delnic načeloma zakasnen, saj investitorji reagirajo šele, ko se predhodne časovne razmejitve odrazijo na dobičku.

2.2 Dobičkonosnost

Dobičkonosnost je ena izmed najpogostejše uporabljenih spremenljivk pri zasnovi portfeljev in pojasnjevalnih modelov ter je hkrati v literaturi prepoznana kot ena izmed spremenljivk z najmočnejšim pozitivnim vplivom na donosnost delnic in uspešnost podjetja. Razlog zato naj bi bil, da bolj dobičkonosna podjetja signalizirajo, da so vodena s strani kakovostnega managementa, imajo dobro poslovno strategijo in konkurenčno prednost. Podjetja

posledično privlačijo več investicij, s katerimi dosežejo večjo rast in posledično večjo donosnost za delničarje.

Ključno za prepoznavo pozitivnega vpliva dobičkonosnosti na predvideno donosnost delnic je bilo delo avtorja Novy-Marx (2013), ki je z analizo portfeljev delnic, uvrščenih na newyorški borzi, dokazal močan vpliv dobičkonosnosti podjetij na donosnost njihovih delnic. S tem je izpodbil predhodne ugotovitve Fame in Frencha (2006), ki so nakazovale, da dobičkonosnost podjetij ne doprinese k pojasnjevalni moči modela predvidenih donosov. Poleg tega je pokazal, da imajo dobičkonosna podjetja bistveno višje donose v primerjavi z nedobičkonosnimi podjetji. In to kljub temu, da imajo v povprečju nižje razmerje med knjigovodsko in tržno vrednostjo (angl. book to market ratio) in višje tržne kapitalizacije, ki načeloma signalizirajo, da je delnica podjetja precenjena in njen nakup ni priporočen.

Po objavi dela avtorja Novy-Marx (2013) sta tudi Fama in French (2015) objavila novo študijo, v kateri sta predstavila petfaktorski model, v katerem eno od umetnih spremenljivk predstavlja tudi dobičkonosnost. Vključitev dobičkonosnosti kot spremenljivke je doprinesla k izboljšanju petfaktorskega modela in pokazala na pozitiven vpliv dobičkonosnosti podjetij na njihovo uspešnost oziroma donosnost delnic podjetij. Podobno so zaključili tudi Hou, Xue in Zhang (2014) z izgradnjo in testiranjem trifaktorskega Q-faktor modela, v katerem je enega izmed faktorjev predstavljala spremenljivka dobičkonosnosti.

Večina raziskovalcev se pri dokazovanju vpliva dobičkonosnosti podjetij na donosnost delnic opira na podatke razvitih gospodarstev. Berggrun, Cardona in Lizarzaburu (2019) so s svojim delom na podatkih latinskoameriških podjetij dokazali pozitiven vpliv dobičkonosnosti podjetij na donosnost njihovih delnic. Poleg tega so z analizo petih največjih gospodarstev tega geografskega področja pokazali, da kljub razlikam med državami vpliv dobičkonosnosti podjetij na njihovo uspešnost ostaja močno pozitiven.

Kljub temu avtorji v literaturi niso enotni pri izbiri umetne spremenljivke za merjenje dobičkonosnosti. Fama in French (2015) sta pri zasnovi petfaktorskega modela (Poglavje 3.5) za merjenje dobičkonosnosti izbrala operativni dobiček (angl. operating profitability), ki sta mu odštela obrestna plačila. Novy-Marx (2013) v svojem delu namesto operativnega dobička zagovarja izbiro bruto dobička (angl. gross profitability) podjetja kot pravo umetno spremenljivko za merjenje dobičkonosnosti. Razlog za to naj bi bili stroški oziroma odhodki, ki se odvedejo pri izračunu višine neto dobička, kar zakrije pravo dobičkonosnost podjetja. Pri tem je izpostavil, da ima lahko podjetje z višjim bruto dobičkom nižji neto dobiček v primerjavi s konkurentom, in sicer med drugim zaradi investicij in agresivnega oglaševanja, s čimer podjetje zagotovi svojo konkurenčno prednost in dobičkonosnost na daljši rok. Kljub vplivnosti dela avtorja Novy-Marx (2013) so Ball, Gerakos, Linnainmaa in Nikolaev (2015) v kasnejši študiji predlagali uporabo operativnega dobička, ki predstavlja dobiček, zmanjšan za stroške prodanih izdelkov, stroške prodaje in splošne stroške, ampak nezmanjšan za stroške povezane z raziskavami in razvojem. Uporaba operativnega dobička kot spremenljivke dobičkonosnosti naj bi tako bolje nakazovala na trenutne prihodke in stroške

ter hkrati imela višjo napovedno moč pri napovedovanju predvidenih donosov delnic podjetij.

2.3 Investicije v kapital

Kot investicije v kapital (angl. investments in capital) lahko označimo vse izdatke podjetij, katerih namen je povečanje sredstev podjetja. V teoriji več sredstev omogoči večje število investicijskih priložnosti, ki jih podjetje lahko izrabi za svojo rast. Poleg tega podjetja z večjimi investicijami v kapital s tem delničarje navdahnejo z zaupanjem do podjetja in njegovega vodstva, kar bi v teoriji moralo voditi k višji donosnosti.

Empirične raziskave kažejo, da temu ni tako. Titman, Wei in Xie (2004) so v študiji pokazali na negativno povezanost med povečanimi izdatki za investicije in donosnostjo podjetij v naslednjih petih letih. V empiričnem testu so podjetja, uvrščena na ameriški borzi, z nizkimi vrednostmi investicij, primerjali s podjetji z visokimi vrednostmi investicij, pri čemer se je pokazalo, da obstaja statistično značilna razlika v donosnosti med omenjenima skupinama. Iz študije prav tako izhaja, da je negativna povezanost še toliko bolj izrazita pri podjetjih z visokim denarnim tokom in nizkim deležem dolga, zaradi česar naj bi bila takšna podjetja še toliko bolj nagnjena k močnim povečevanjem izdatkov za investicije. To je skladno tudi s študijo avtorjev Agrawal, Jaffe in Mandelker (1992), ki je pokazala, da združitve in prevzemi negativno vplivajo na donosnost prevzemajočega podjetja ne glede na to, ali gre za prevzem znotraj industrijske panoge ali izven nje.

V nasprotju z zgornjim, so nekateri raziskovalci mnenja, da višina vrednosti investicij nima vpliva na donosnost. Negativna korelacija z donosnostjo naj bi tako izvirala iz javnih ponudb delnic podjetja, s katerimi prevzemajoče podjetje pridobi sredstva za financiranje investicije. Loughran in Ritter (1995) sta z analizo prvih in naknadnih javnih ponudb delnic ameriških podjetij dokazala, da obstaja statistično pomembna razlika med donosnostjo podjetij, udeleženih v javnih ponudbah delnic, v primerjavi s podjetji, ki v enakem obdobju niso izdajala delnic. Učinek javnih ponudb delnic je bil statistično pomemben kljub kontroliranju za velikost podjetij in za razmerje med knjigovodsko in tržno ceno.

Cooper, Gulen in Schill (2008) so tezo, ki sta jo postavila Loughran in Ritter (1995), delno ovrgli s primerjavo vpliva investicij v kapital in javnih ponudb delnic podjetja na donosnost, s katero so dokazali, da vpliv investicij v kapital ne izvira samo iz javnih ponudb delnic, ampak so le-te samo sestavni del vpliva investicij v kapital. Vpliv investicij v kapital je še posebej izrazit na nivoju majhnih in srednje velikih podjetij, učinek javnih ponudb delnic pa je močnejši pri večjih podjetjih.

Cooper, Gulen in Schill (2008) so v študiji zaključili, da v splošnem vsi dogodki, povezani s povečevanjem sredstev podjetja, kot so prevzemi in združitve, javne ponudbe delnic in najemanje posojil, načeloma vodijo v zmanjšanje donosnosti podjetij v prihodnjih letih. V kontrastu s tem pa dogodki, povezani z zniževanjem sredstev kot so oddelitev (angl. spin-

off) podjetja, odkup lastnih delnic (angl. share buybacks), odplačilo dolgov in izplačilo dividend, načeloma vodijo v zvišanje donosnosti.

2.4 Kapitalska struktura

Kapitalska struktura (angl. capital structure) se nanaša na sestavo lastniškega kapitala in dolga, ki se uporablja za financiranje sredstev in delovanja podjetja. Teorem, ki sta ga razvila Modigliani in Miller (1958), je predvideval, da kapitalska struktura nima vpliva na vrednost oziroma donosnost izbranega podjetja.

Modigliani in Miller sta nato leta 1963 objavila popravek, iz katerega izhaja, da so podjetja z nekaj dolga v prihodnosti vredna več kot podjetja brez dolga, zaradi davčnega štita (angl. tax shield), ki nastane z naslova obresti dolga. Myers (1984) je pri tem dodal, da morajo podjetja pri povečevanju vzvoda (angl. debt leverage) skrbno uravnavati ravnotežje med pozitivnimi doprinosi vzvoda in stroški finančne stiske (angl. financial distress cost), ki se povečujejo z večanjem vzvoda.

Bhandari (1988) je kasneje z zasnovo modela in empiričnimi testi dokazal pozitivno korelacijo med vzvodom in povprečnimi donosi, kontrolirano za β in tržno kapitalizacijo podjetja. Bhandari (1988) je pri zasnovi modela predpostavljal, da imajo podjetja z višjim razmerjem med dolgom in lastniškim kapitalom (angl. debt to equity ratio) višjo verjetnost stečaja, zato lahko z uporabo razmerja pojasnimo del tveganja za navaden lastniški kapital oziroma del β . Empirični rezultati so pokazali, da so pričakovani donosi delnic pozitivno povezani z razmerjem med dolgom in lastniškim kapitalom, pri čemer je napovedna moč višja v primeru izločitve proizvodnih podjetij, katerih kapitalska struktura se je bistveno razlikovala od ostalih podjetij v vzorcu. Prav tako se je izkazalo, da je uporaba razmerja med dolgom in lastniškim kapitalom robustna, saj ohranja pozitivno povezavo s predvidenimi donosi, ne glede na izbiro ostalih spremenljivk v modelu in sezonskost vhodnih finančnih podatkov.

Nasprotno kot Bhandari (1988) sta Rajan in Zingales (1995) z analizo 4500 podjetij sedmih največjih gospodarstev sveta v obdobju od 1986 do 1991 pokazala na negativno povezavo med vzvodom in dobičkonosnostjo. To je bilo bolj izrazito za podjetja, katerim je bilo dolžniško financiranje glavni vir financiranja investicij. Omenjena povezava je bila še posebej izrazita v primeru večjih podjetij. Za ta se je namreč izkazalo, da so manj naklonjena financiranju z izdajanjem deležev v primerjavi z manjšimi podjetji. Višjo dobičkonosnost manj založenih podjetij sta dokazala tudi Frank in Goyal (2009) z analizo ameriških podjetij v obdobju od 1950 in 2003. Poleg višje dobičkonosnosti manj zadolženih podjetij sta pokazala tudi, da so podjetja z več opredmetenimi sredstvi v povprečju bolj zadolžena in da so podjetja v obdobjih višje inflacije v povprečju bolj zadolžena.

2.5 Velikost podjetja

Razmerje med velikostjo podjetja in donosnostjo podjetja akademiki imenujejo učinek velikosti (angl. size effect). Iz literature izhaja, da manjša podjetja na dolgi rok dosegajo višje donose kot večja podjetja, kar je potrdil Banz (1981) z analizo delnic, kotirajočih na newyorški borzi med leti 1936 in 1977. V ta namen je Banz (1981) modelu za določanje donosnosti lastniškega kapitala (angl. Capital Asset Pricing Model, v nadaljevanju CAPM) dodal spremenljivko, ki meri razmerje med tržno kapitalizacijo podjetja in vrednostjo trga in s tem zasnoval model. Empirična preveritev modela je pokazala, da imajo delnice podjetij z nižjo tržno kapitalizacijo višji donos, prilagojen za tveganje, v primerjavi z delnicami podjetij z višjimi tržnimi kapitalizacijami. Fama in French (1992) sta v kasnejši študiji potrdila Banzove ugotovitve.

Ena izmed možnih razlag za višjo donosnost manjših podjetij je, da so manjša podjetja bolj fleksibilna in s tem v boljšem položaju za vpeljavo novih tehnologij, kar pripomore k višji rasti in višjim donosom. Pri tem je pomembno izpostaviti, da je razmerje med velikostjo in donosnostjo podjetij močno pogojeno z makroekonomskimi pogoji ter je nelinearno in nestabilno skozi čas, na kar je opozoril tudi Banz (1981).

Poleg prilagodljivosti manjša podjetja odlikujejo višja podjetniška usmeritev (angl. entrepreneurial orientation), ki združuje inovativnost, proaktivnost in eksperimentiranje, na osnovi česar manjša podjetja gradijo svojo konkurenčno prednost (Lumpkin & Dess, 1996). S svojo vitkejšo organizacijsko strukturo in nižjo stopnjo birokratizacije imajo manjša podjetja navadno tudi nižje režijske stroške, kar pripomore k dobičkonosnosti (Storey, 1994).

Kljub temu je zgornje v nasprotju s klasično ekonomsko teorijo, ki pravi, da imajo večja podjetja določene prednosti, ki pripomorejo k njihovi dobičkonosnosti oziroma uspešnosti. S povečevanjem velikosti podjetja je podjetje zmožno znižati lastno ceno svojih proizvodov prek ekonomije obsega (Chandler, 1977).

Predvsem pa naj bi imela večja podjetja večji vpliv nad zunanjim okoljem, v katerem delujejo (Pfeffer & Salancik, 1978). Tako naj bi velikost podjetij pripomogla k sposobnosti pridobivanja dolžniškega financiranja, kjer naj bi imela manjša podjetja na voljo manj informacij in omejen dostop do zunanjega financiranja, kar posledično znižuje njihovo dobičkonosnost v prihodnosti (Goswami, Noe & Rebello, 1995). Poleg dostopa do financiranja imajo velika podjetja tudi boljši dostop do surovin in večjo tržno moč, kar še dodatno pripomore k njihovi večji uspešnosti (Pfeffer & Salancik, 1978). Kljub temu pa podjetja ne glede na velikost ne morajo vplivati na panogo in državo v kateri delujejo.

Geroski in Jacquemin (1988) sta z analizo velikih evropskih podjetij pokazala, da med podjetji obstajajo velike razlike glede na državo, v kateri podjetja poslujejo. Med državami namreč obstajajo razlike v protimonopolni zakonodaji in stopnji vpletanja države v gospodarstvo, kar vpliva na dobičkonosnost podjetij.

2.6 Kazalniki kakovosti

V kontrastu s spremenljivkami, predstavljenimi v prejšnjem poglavju, so se Hsu, Kalesnik in Kose (2018) osredotočili na spremenljivke oziroma kazalnike, ki bi nakazovali na kakovost podjetja. Kakovost naj bi bila skupek različnih signalov, povezanih z določenimi finančnimi kazalci oziroma z določenimi kazalniki, ki merijo kakovost podjetja (op. a. v nadaljevanju spremenljivke oziroma kazalniki kakovosti). Tako velja, da so kakovosti bolj izpostavljena podjetja bolj uspešna in dosegajo nadpovprečne donose. Hsu, Kalesnik in Kose so z analizo obstoječih indeksnih skladov definirali širše kategorije kazalnikov kakovosti:

- dobičkonosnost,
- stabilnost dohodkov,
- kapitalna struktura,
- rast dohodkov,
- kakovost računovodskega poročanja,
- izplačila/izdaja dodatnih delnic,
- investicije.

Korelacijska analiza je pokazala, da obstaja relativno visoka korelacija kazalnikov znotraj posameznih kategorij, korelacija med različnimi kategorijami pa je nizka oziroma neobstoječa. Iz tega so sklepali, da kazalniki različnih kategorij delujejo kot umetne spremenljivke različnih pojavov. Za potrditev vpliva posameznih kategorij na donos so Hsu, Kalesnik in Kose uporabili pristop, sestavljen iz treh korakov, ki so ga zasnovali Hsu, Kalesnik in Viswanathan (2015). Za dokaz kategorije kot relevantne mora ta biti dovolj teoretično raziskana s strani večjega števila raziskovalcev, njena statistična pomembnost mora ostati robustna ne glede na variacije v geografiji in časovnem obdobju podatkov, njena statistična pomembnost pa mora ostati robustna kljub manjšim spremembam v definiciji spremenljivk. Z izvedbo potrjevalnega procesa so Hsu, Kalesnik in Kose iz zgornjega nabora potencialnih spremenljivk kot spremenljivke kakovosti definirali spremenljivke kategorij:

- dobičkonosnost,
- kakovost računovodskega poročanja,
- izplačila/izdaja dodatnih delnic,
- investicije.

Izbrane spremenljivke kakovosti bi potencialno lahko bile povezane s kakovostjo managementa podjetja. Visoka dobičkonosnost in preudarno investiranje lahko interpretiramo kot dobro upravljanje podjetja, kakovost računovodskega poročanja pa nakazuje na kulturo skladnosti in transparentnosti v podjetju. Neizdajanje oziroma izdajanje nizkega števila dodatnih delnic pa medtem delničarjem nakazuje, da je podjetje vredno njihovega zaupanja (Davis, 2019). To je skladno s preostalimi raziskavami na tem področju. Churet in Eccles (2014) sta v svojem delu kot umetno spremenljivko kakovosti managementa vpeljala varovanje okolja, družbeno odgovornost in upravljanje (angl.

Environmental, Social, and Governance). Z empirično analizo povezanosti umetne spremenljivke in donosnosti podjetij sta potrdila pozitivno povezanost donosnosti in umetne spremenljivke v nekaterih industrijskih panogah. Pomembnost kakovostnega managementa so v ločenih kvalitativnih študijah potrdili tudi Doz in Prahalad (1988), ter Ghoshal in Bartlett (1994).

3 POJASNJEVALNI STATISTIČNI MODELI DONOSNOSTI PODJETIJ

Pojasnjevalni statistični modeli so vrsta statističnih modelov, katerih cilj je identifikacija pojasnjevalnih spremenljivk ter analiza velikosti in smeri vpliva pojasnjevalnih spremenljivk na odvisno spremenljivko. V ta namen se običajno zasnuje statistični model, v katerem nastopajo spremenljivke, za katere se na podlagi teoretične podlage predvideva, da bi lahko imele vpliv na opazovan pojav. Pojasnjevalni statistični modeli so v ekonomskih raziskavah najpogostejše zasnovani na osnovi linearne regresije. Z aplikacijo modela na določen nabor podatkov se nato določi kakovost modela in ovrednoti njegovo razlagalno moč (Shmueli, 2010).

Na voljo je več študij, v katerih avtorji s svojimi pojasnjevalnimi modeli dokazujejo, da donosnost podjetij ni povezana zgolj z eno, ampak je odraz vpliva več različnih spremenljivk. Ker je uspešnost podjetij velikokrat tesno povezana z donosnostjo podjetij (Fama & French, 1992), nam pojasnjevalni modeli donosnosti dajejo vpogled tudi v faktorje z vplivom na uspešnost podjetij. Spodaj so predstavljeni pojasnjevalni statistični modeli donosnosti, ki so imeli velik vpliv na razvoj znanstvenega področja.

3.1 CAPM model

CAPM model velja za standard na področju pojasnjevanja predvidenih donosov finančnih instrumentov. Model temelji na teorijah Markowitza (1952), Treynorja (1961), Sharpa (1964), Lintnerja (1965) in Mossina (1966). V delu so zasnovali teoretično osnovo CAPM modela, ki je predstavljena z enačbo 1, ter definirali linearno povezavo med predvideno donosnostjo investicije in investicijskim tveganjem oziroma povezavo med predvideno donosnostjo in sistematičnim tveganjem (Perold, 2004).

$$ER_i = R_f + \beta_i(ER_m - R_f) \quad (1)$$

Pri zasnovi modela je Sharpe (1964) definirali teoretične predpostavke na osnovi teorije kapitalskih trgov (angl. capital market theory), ki predvideva (Markowitz, 1952):

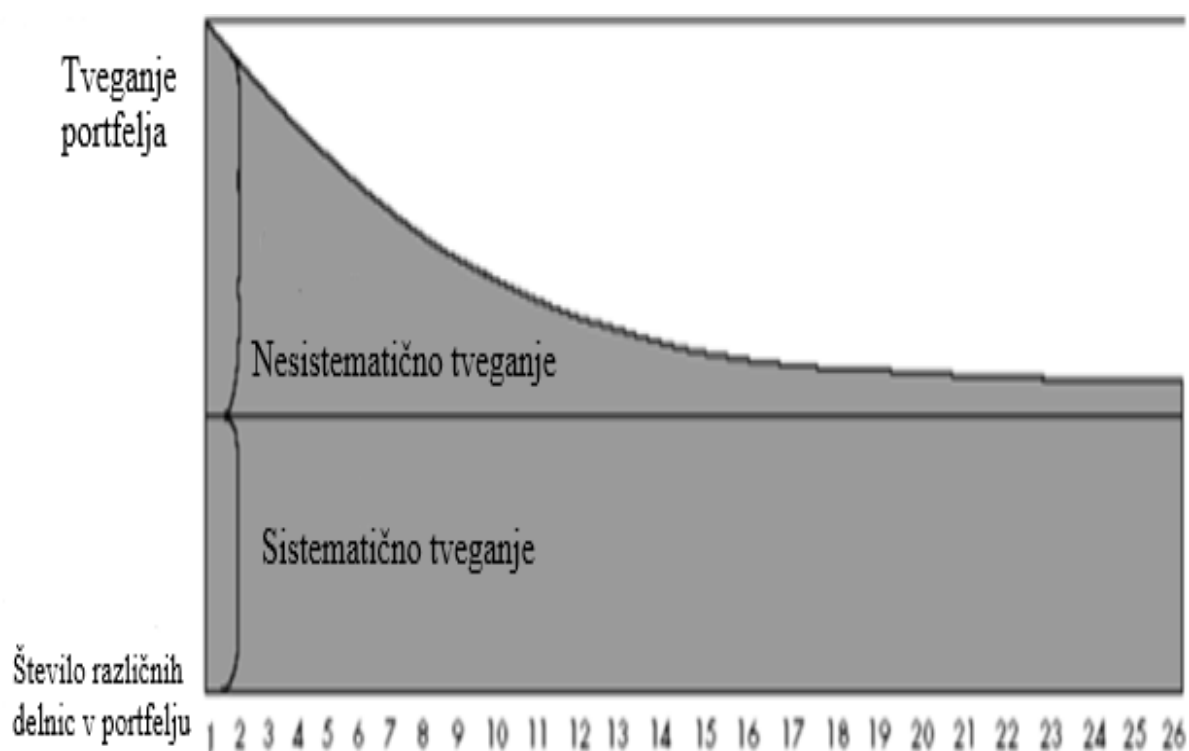
- vlagatelji so tveganju nenaklonjeni,
- vlagatelji si izposojajo in posojajo denar po netvegani obrestni meri,
- vse investicije so neskončno deljive,

- vsi vlagatelji pričakujejo enake donose,
- transakcijski stroški, davki in inflacija so nični.

CAPM model (Enačba 1) predvideva, da je predvidena donosnost (ER_i) finančnega instrumenta i odvisna od donosnosti netvegane investicije (R_f) in premije za tveganje ($ER_m - R_f$), zvišane za koeficient beta (β_i). β_i predstavlja merilo sistematičnega tveganja, ki temelji na relativni volatilnosti finančnega instrumenta i v primerjavi s celotnim trgom, in v modelu odraža pričakovanja vlagateljev po večjem donosu v primeru investicije v bolj volatilen finančni instrument (Sharpe, 1964).

Sistematično tveganje naj bi bilo tveganje, ki se mu ne moremo izogniti z razpršitvijo portfelja naložb in je povezan s trendi na trgu, kot je predstavljeno na sliki 1. CAPM model predvideva, da tveganju nenaklonjen vlagatelj svoj portfelj popolnoma razprši in je tako izpostavljen samo sistematičnemu tveganju (Mullins, 1982).

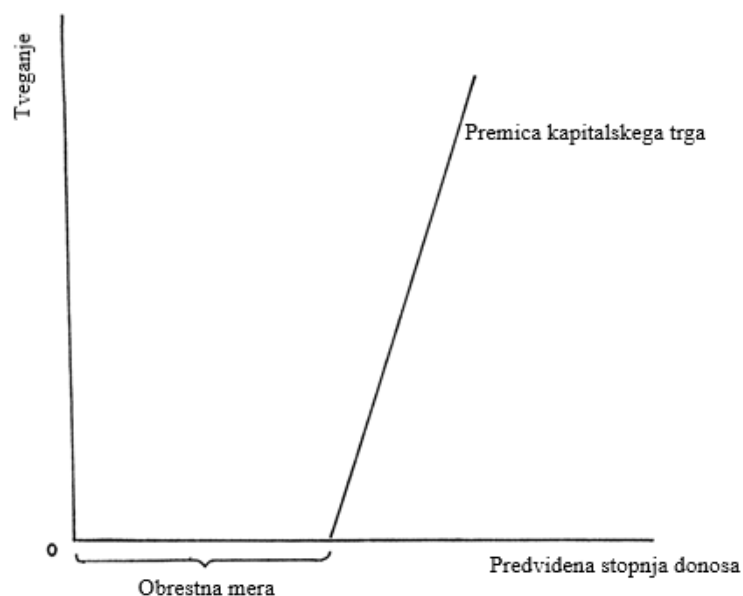
Slika 1: Gibanje sistematičnega in nesistematičnega tveganja z razpršitvijo portfelja



Vir: Mullins (1982).

Razmerje med sistematičnim tveganjem in predvideno donosnostjo je prikazano na sliki 2. Premica kapitalskega trga (angl. capital market line) je definirana z enačbo CAPM modela (Enačba 1). V razmerah ravnovesja na trgu naj bi se racionalni vlagatelj premikal ob premici kapitalskega trga, iz česar sledi, da je sposoben doseči višje predvidene donose le v primeru sprejetja višjega tveganja (Sharpe, 1964).

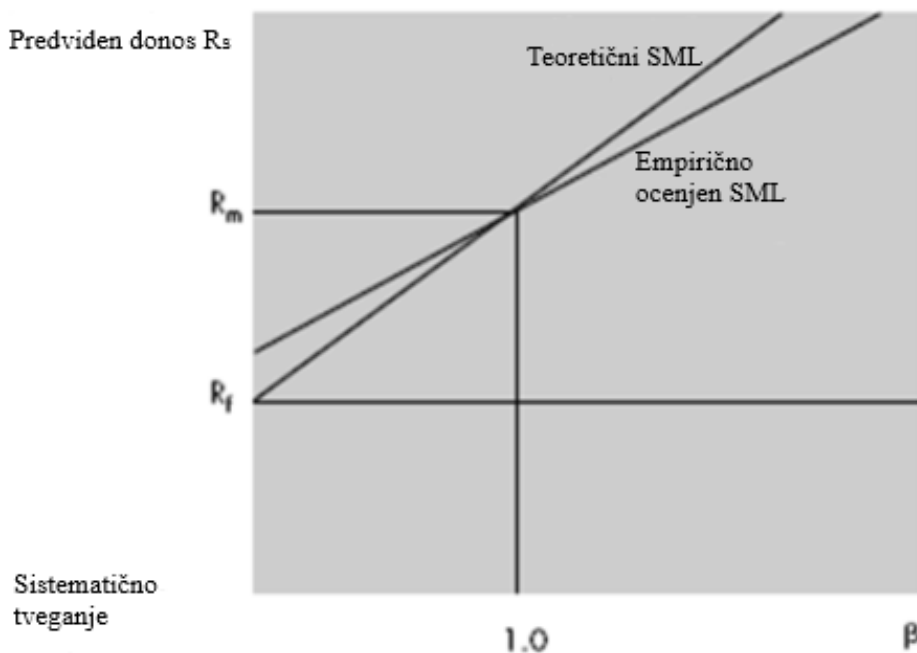
Slika 2: Prikaz razmerja med sistematičnim tveganjem in predvideno donosnostjo



Vir: Sharpe (1964).

Black, Jensen in Scholes (1972) so izvedli enega prvih empiričnih testov CAPM modela, s katerim so potrdili pozitivno linearno povezanost povprečnih donosov delnic z β v obdobju pred 1965. Ob tem so opozorili tudi na anomalije, ki so v nasprotju s predvidevanji CAPM modela pokazale na višje donose delnic z nizkimi ocenjenimi β in nizke donose delnic z visokimi β . Slednje je prikazano na sliki 3.

Slika 3: Prikaz teoretičnega poteka premice kapitalnega trga v primerjavi z empiričnim



Vir: Mullins (1982).

Kljub velikemu doprinosu CAPM modela so različni raziskovalci z nadaljnjimi empiričnimi študijami pokazali na njegove pomanjkljivosti in na statistično pomembne povezave drugih spremenljivk s povprečnimi donosi (Fama & French, 2004).

3.2 ICAPM model

Medčasovni model določanja donosnosti lastniškega kapitala (angl. Intertemporal Capital Asset Pricing Model, v nadaljevanju ICAPM) velja za nadgradnjo CAPM modela (Poglavje 3.1). Pri ICAPM modelu, prikazanim z enačbo 2, vlagatelji niso zainteresirani le za donosnost svojih investicij, ampak tudi za priložnosti za unovčevanje že pridobljenih donosov. Vlagatelji zato pri izbiri portfelja v času $t - 1$ predvidevajo, kako bodo določene spremenljivke stanja (angl. state variables), kot so dohodki dela, cene dobrin in prihodnje možnosti za investiranje, vplivale na njihovo premoženje v času t (Merton, 1973).

V ta namen je Merton (1973) poleg predpostavk CAPM modela uvedel še dve dodatni predpostavki:

- da je prodaja vseh finančnih instrumentov na kratki rok dovoljena,
- da se trgovanje s finančnimi instrumenti izvaja kontinuirano skozi čas.

Da bi bili dodani predpostavki upoštevani v modelu, je Merton (1973) vpeljal dodatno spremenljivko, ki opisuje tendenco vlagateljev, da se zaščitijo z investicijo v finančni instrument, ki ima negativno korelacijo s splošnim gibanjem trga (angl. hedging).

$$\alpha_i - r = \beta_i(\alpha_M - r) + \gamma_i(\alpha_0 - r) \quad (2)$$

V modelu (Enačba 2) α_i predstavlja predvideno donosnost finančnega instrumenta i , α_M predstavlja predvideno donosnost trga, α_0 pa predstavlja predvideno donosnost finančnega instrumenta, ki negativno korelira s spremenljivko r . r predstavlja predvideno donosnost netvegane investicije. β_i in γ_i sta definirani kot kovarianci donosnosti finančnega instrumenta i in donosnosti trga (Merton, 1973).

Problem ICAPM modela je v tem, da Merton (1973) v svojem delu ni jasno definiral spremenljivk stanja, ampak je navedel zgolj omejitve, katerim morajo te spremenljivke stanja zadostiti. Zaradi slednjega in ker so pri empiričnih testih upoštevali le določene predpostavke ICAPM modela, je bila večina izvedenih empiričnih testov pomanjkljivih (Maio & Santa-Clara, 2012).

V izogib tem pomanjkljivostim sta Maio in Santa-Clara (2012) zasnovala empirični test, osnovan na 25 portfeljih, s katerim sta preizkusila, kako uspešni so obstoječi modeli, kot so Cahartov model (Poglavje 3.4) in petfaktorski model Fama in Frencha (Poglavje 3.5), pri pojasnjevanju predvidenih donosov danih portfeljev, ob upoštevanju teoretičnih omejitev

ICAPM modela. Rezultati so pokazali, da sta pri tem uspešna le trifaktorski model Fame in Frencha in Cahartov model (Maio & Santa-Clara, 2012).

3.3 Famov in Frenchev trifaktorski model

Fama in French (1992) sta zasnovala trifaktorski model, prikazan z enačbo 3, ki pri predvidevanju povprečnih donosov poleg tržnega tveganja upošteva tudi vrednostno tveganje (angl. value risk) in velikostno tveganje (angl. size risk). Osnova za to je bilo opažanje, da vrednostne delnice (angl. value stocks) v povprečju dosegajo višje donose v primerjavi z rastnimi delnicami (angl. growth stocks) in da delnice podjetij z nižjo tržno kapitalizacijo načeloma dosežejo višje donose kot delnice podjetij z višjo tržno kapitalizacijo.

$$R_i - R_f = \alpha_i + b_i(R_M - R_f) + s_iSMB + h_iHML + \varepsilon_i \quad (3)$$

Model vrednostno tveganje portfelja i (Enačba 3) zajame s spremenljivko SMB (angl. Small Minus Big), ki meri zgodovinsko presežno donosnost razpršenega portfelja delnic podjetij z nižjo tržno kapitalizacijo v primerjavi z razpršenim portfeljem delnic podjetij z višjo tržno kapitalizacijo. Velikostno tveganje portfelja i model zajame s spremenljivko HML (angl. High Minus Low), ki meri presežno donosnost razpršenega portfelja delnic podjetij z visokim razmerjem med knjigovodsko vrednostjo in tržno kapitalizacijo v primerjavi z razpršenim portfeljem delnic podjetij z nizkim razmerjem med knjigovodsko vrednostjo in tržno kapitalizacijo.

$R_i - R_f$ podobno kot v CAPM modelu predstavlja predvideno donosnost izbranega portfelja i , $R_M - R_f$ pa merimo premijo za tveganje. α_i oziroma investicijska alfa je spremenljivka, ki meri sposobnost portfelja i , da doseže višje donose v primerjavi s celotnim delniškim trgom, in je izračunan na osnovi preteklih donosov danega portfelja i . V modelu nastopajo tudi trije beta faktorji (b_i, s_i, h_i), ki so analogni β iz CAPM modela (Enačba 1), ampak ne povsem enaki. b_i , podobno kot β iz CAPM modela, meri volatilnost izbrane delnice oziroma portfelja.

Za izračun s_i oziroma β_{SMB} se uporabi razmerje donosov med delnicami podjetij z nižjo tržno kapitalizacijo v primerjavi z delnicami podjetij z višjo tržno kapitalizacijo v izbranem portfelju in se jih primerja z razmerjem donosov na celotnem delniškem trgu. Pozitivna vrednost s_i tako nakazuje na izpostavljenost izbranega portfelja do delnic z nižjo tržno kapitalizacijo in obratno v primeru negativne vrednosti s_i .

Izračun h_i oziroma β_{HML} podobno kot s_i temelji na razmerju donosov, le da se v tem primeru uporabi razmerje donosov med delnicami podjetij z visokim razmerjem med knjigovodsko vrednostjo in tržno kapitalizacijo v primerjavi z delnicami podjetij z nizkim razmerjem med knjigovodsko vrednostjo in tržno kapitalizacijo. Pozitivna vrednost h_i nakazuje na

izpostavljenost izbranega portfelja do delnic z visokim razmerjem med knjigovodsko vrednostjo in tržno kapitalizacijo in obratno v primeru negativne vrednosti h_i .

Za namene empiričnega testa modela sta Fama in French zasnovala 25 različnih vrednostno uteženih portfeljev delnic. Na podlagi empiričnih rezultatov sta zaključila, da trifaktorski model variabilnost pričakovane donosnosti portfeljev razloži bistveno bolje od CAPM modela in ob tem zajame tudi večino anomalij, ki so pestile CAPM model. Izjema pri tem so kratkoročni pretekli donosi, ki jih ni uspel pojasniti noben izmed dveh modelov (Fama & French, 1992).

3.4 Carhartov model

Carhart (1997) je trifaktorskemu modelu avtorjev Fama in French (1992) dodal dodatni faktor, moment. Pri tem je temeljil na študiji, ki je pokazala na obstoj momenta (Jegadeesh & Titman, 1993), pri čemer je moment pojav, ko delnice, ki so v preteklosti dosegale pozitivne donose, še naprej dosegajo pozitivne donose, in obratno v primeru delnic z negativnimi donosi. Moment naj bi bil posledica zapoznele reakcije trga, pri čemer se prava cena v povprečju vzpostavi v dveh letih (Carhart, 1997). Model je prikazan z enačbo 4.

$$R_i(t) = \alpha_i(t) + b_i RMRF(t) + s_i SMB(t) + h_i HML(t) + p_i PR1YR(t) + e_i(t) \quad (4)$$

Za namene posnemanja momenta enoletne donosnosti je Carhart spremenljivkam trifaktorskega modela dodal še spremenljivko $PR1YR$, ki predstavlja razliko med povprečno donosnostjo enajstih mesecev zgornjih 30 % delnic in donosnostjo spodnjih 30 % delnic z zamikom enega meseca. Z vpeljavo $PR1YR$ je avtorju uspelo zmanjšati povprečno napako pri določanju predvidene donosnosti portfelja v primerjavi s CAPM modelom in trifaktorskim modelom. Poleg tega je z aplikacijo $PR1YR$ avtorju uspelo odpraviti ponavljajoče vzorce napak pri določanju predvidene donosnosti portfelja.

3.5 Fama in French petfaktorski model

Na podlagi kritik trifaktorskega modela in lastne raziskave s področja vpliva momenta (Fama & French, 2012) sta Fama in French (2015) zasnovala petfaktorski model, prikazan z enačbo 5, kjer sta poleg prej omenjenih faktorjev (premije za tveganje, SMB in HML) vključila še spremenljivki, ki sta merili dobičkonosnost in investicije podjetij, vključenih v portfelje.

$$R_{it} - R_{Ft} = a_i + b_i(R_{Mt} - R_{Ft}) + s_i SMB_t + h_i HML_t + r_i RMW_t + c_i CMA_t + e_{it} \quad (5)$$

Dobičkonosnost v modelu (Enačba 5) predstavlja spremenljivka RMW_t , ki je definirana kot razlika med donosi razpršenega portfelja delnic z robustno dobičkonosnostjo in delnic s šibko dobičkonosnostjo. Faktor r_i predstavlja razmerje donosov med delnicami podjetij z robustno dobičkonosnostjo v primerjavi z delnicami podjetij s šibkejšo dobičkonosnostjo v

izbranem portfelju. To razmerje se nato primerja z enakim razmerjem donosov na celotnem delniškem trgu. Pozitivna vrednost r_i tako nakazuje na izpostavljenost izbranega portfelja do delnic z robustnejšo dobičkonosnostjo in obratno v primeru negativne vrednosti r_i .

Investicije v modelu (Enačba 5) predstavlja spremenljivka CMA_t , ki je definirana kot razlika med donosi razpršenega portfelja delnic podjetij z visokimi vrednostmi investicij in podjetij z nizkimi vrednostmi investicij. Faktor c_i predstavlja razmerje donosov med delnicami podjetij z visokimi vrednostmi investicij v primerjavi z delnicami podjetij z manjšimi vrednostmi investicij v izbranem portfelju. To razmerje se nato primerja z enakim razmerjem donosov na celotnem delniškem trgu. Pozitivna vrednost c_i tako nakazuje na izpostavljenost izbranega portfelja do delnic z višjimi vrednostmi investicij in obratno v primeru negativne vrednosti c_i .

Za preizkus in dokaz učinkovitosti petfaktorskega modela sta Fama in French (2015) poleg novega modela zasnovala še šest ostalih modelov, sestavljenih iz različnih kombinacij spremenljivk, ki nastopajo v petfaktorskem modelu. Zasnovane modele sta nato preizkusila na naboru različnih portfeljev, ki so vsebovali tudi nekatere anomalije, ki jih trifaktorski model (Poglavje 3.3) ni uspešno pojasnil. Rezultati so pokazali, da je prenovljeni model sposoben pojasniti med 71 % in 94 % variance predvidene donosnosti portfeljev, uporabljenih v empiričnem testu. Poleg učinkovitosti petfaktorskega modela pri razlagi predvidenih donosov so empirični testi pokazali, da postane spremenljivka HML z vključitvijo spremenljivk RMW in CMA nepotrebna. Spremenljivka HML se je v modelu ohranila le za boljšo razlago anomalij v primeru ekstremno visokih oziroma nizkih tržnih kapitalizacij podjetij v portfelju (Fama & French, 2015).

3.6 Famov in Frenchev šestfaktorski model

Fama in French sta nato leta 2016 objavila novo delo, v katerem sta različne variacije petfaktorskega modela (Poglavje 3.5) preizkusila pri razlagi donosnosti portfeljev, ki so bili zasnovani tako, da so simulirali različne anomalije. Anomalije, ki sta jih skušala razložiti z modeli, so bile denimo tržna β , izdaja oziroma odkup lastnih delnic podjetja, izjemno nizka oziroma visoka volatilitnost donosnosti delnic, časovne zamejitve in moment na trgu.

Pri analizi tržne β sta zaključila, da spremenljivki RMW in CMA pravilno korigirata naklon spremenljivke SMB. Tako imajo delnice z visoko tržno β zaradi negativnega doprinosa RMW in CMA ustrezno nižjo predvideno donosnost in delnice z nizko tržno β ustrezno višjo donosnost zaradi pozitivnega doprinosa RMW in CMA. Slednje je skladno z opažanji dela avtorjev Black, Jensen in Scholes (1972).

Analiza nizke oziroma visoke volatilitnosti donosnosti in izdaje delnic je pokazala, da spremenljivki RMW_t in CMA_t uspeta pojasniti večji del variabilnosti kot trifaktorski model. Kljub temu se je izkazalo, da petfaktorski model ne uspe pojasniti donosnosti delnic, ki se glede na tržno kapitalizacijo nahajajo v nižjih kvantilih in v najvišjih kvantilih glede na

izdajo delnic in volatilitnost donosov. Petfaktorski model prav tako ni uspel ustrezno pojasniti portfeljev na osnovi časovnih razmejitev. Pri slednjem se je trifaktorski model izkazal za uspešnejšega pri razlagi predvidenih donosov.

Za razlago momenta na trgu sta petfaktorskemu modelu dodala dodatno spremenljivko MOM_t , ki sta jo definirala kot relativno donosnost portfelja v času od $t-12$ do $t-2$. Enačba 6 prikazuje nastali šestfaktorski model.

$$R_{it} - R_{Ft} = a_i + b_i(R_{Mt} - R_{Ft}) + s_iSMB_t + h_iHML_t + r_iRMW_t + c_iCMA_t + m_iMOM_t + e_{it} \quad (6)$$

Pri empiričnem testu se je izkazalo, da dodatek spremenljivke MOM izboljša napovedno moč modela le pri razlagi portfeljev, ki so bili zasnovani tako, da so vsebovali moment. Pri ostalih portfeljih spremenljivka MOM ni bistveno izboljšala napovedne moči modela. Prav tako se je izkazalo, da šestfaktorski model ne uspe razložiti momenta v portfelju delnic z nizkimi tržnimi kapitalizacijami (angl. micro cap) (Fama & French, 2016).

3.7 Q-faktor model

Hou, Xue in Zhang (2014) so na osnovi trifaktorskega modela Fama in Frencha (Poglavje 3.3) in investicijske teorije Q zasnovali Q-faktor model, ki ga prikazuje enačba 7. Ta temelji na osnovi štirih faktorjev, in sicer na presežnih donosih (MKT), razliki med donosnostjo portfelja majhnih delnic in portfelja velikih delnic (r_{ME}), razliki med donosnostjo portfelja delnic podjetij z majhnimi investicijami in delnic podjetij z velikimi investicijami ($r_{I/A}$) in razliki med donosnostjo portfelja z visokim ROE v primerjavi s portfeljem z nizkim ROE (r_{ROE}).

$$E[r^i] - r^f = \beta_{MKT}^i E[MKT] + \beta_{ME}^i E[r_{ME}] + \beta_{I/A}^i E[r_{I/A}] + \beta_{ROE}^i E[r_{ROE}] \quad (7)$$

Spremenljivko MKT so definirali kot vrednostno tehtani donos trga, zmanjšan za donosnost enomesečne zakladniške menice. Spremenljivko r_{ME} , ki meri učinek velikosti, so definirali kot mesečno razliko med povprečnimi donosi devetih portfeljev delnic z nizkimi tržnimi kapitalizacijami in povprečnimi donosi devetih portfeljev delnic z visokimi tržnimi kapitalizacijami. Spremenljivko $r_{I/A}$ so definirali kot mesečno razliko med povprečnimi donosi šestih portfeljev delnic z nizkimi investicijami in povprečnimi donosi šestih portfeljev delnic z visokimi investicijami. Za izračun r_{ROE} so uporabili razliko med povprečnimi donosi šestih portfeljev delnic z nizkim ROE in povprečnimi donosi šestih portfeljev delnic z visokim ROE.

Za empirični test Q-faktor modela so izbrali nabor 80 spremenljivk, s katerimi so zaobsegli vse glavne kategorije anomalij. Testni portfelji so zasnovali tako, da so za vsako izmed spremenljivk izračunali razpon in podjetja razdelili v decile glede na vrednost spremenljivke, ki jo je posamezno podjetje zavzelo.

Empirični rezultati so pokazali, da ima približno polovica opazovanih anomalijških spremenljivk zanemarljivo majhen vpliv na donos in naj bi bil njihov vpliv v literaturi prenapihnen in pretežno osnovan na gibanju delnic z nizkimi tržnimi kapitalizacijami. Pri primerjavi uspešnosti modelov za razlago preostalih anomalij se je izkazalo, da Q-faktor model uspe bistveno bolje pojasniti različne kategorije anomalij od trifaktorskega modela Fame in Frencha (Poglavje 3.3) in Carhartovega modela (Poglavje 3.4). Poleg tega se je izkazalo, da Q-faktor model od naštetih dveh modelov bolje zazna moment na delniškem trgu. Kljub izboljšani splošni pojasnjevalni moči modela, se je pri razlagi anomalij v primeru časovnih razmejitev ter vlaganj v raziskave in razvoj pojasnjevalna moč Q-faktor modela zmanjšala.

4 ZASNOVA IN PREIZKUS POJASNJEVALNEGA MODELA USPEŠNOSTI SLOVENSКИH PODJETIJ

Namen empiričnega dela je na podlagi spremenljivk kakovosti, prepoznanih pri pregledu literature, zasnovati pojasnjevalni model uspešnosti velikih slovenskih podjetij. Za osnovo pojasnjevalnega modela smo izbrali logistično funkcijo, ki smo jo tekom procesa nagradili v večnivojsko logistično funkcijo. Regresijsko analizo smo izvedli v treh korakih:

- Zasnova modela in definicija spremenljivk na podlagi ekonomske teorije.
- Zbiranje podatkov in njihova priprava za regresijsko analizo.
- Analiza modela in interpretacija rezultatov.

V poglavju podrobneje predstavimo posamezne korake, ki smo jih izvedli za zasnovu modela in za pripravo podatkov, ki smo jih uporabili za njegov preizkus. Priloga 1 vsebuje celotno programsko kodo, uporabljeno v programskem okolju R, za izvedbo zgoraj omenjenih korakov.

4.1 Teoretična zasnova pojasnjevalnega modela

Cilj pojasnjevalnega modela uspešnosti velikih slovenskih podjetij je prikaz dejavnikov, ki vplivajo na uspešnost le-teh. Kot osnovo za pojasnjevalni model smo v tem magistrskem delu izbrali logistično funkcijo, in sicer zato, ker smo odvisno spremenljivko definirali kot binarno (Poglavje 4.1.1). Predvidevali smo, da bo razdelitev podjetij v zgolj dve skupini na osnovi vrednosti mediane spremenljivke ROE olajšala prepoznavo trendov in njihovo interpretacijo (Hosmer, Lemeshow & Sturdivant, 2013). Kljub redkosti uporabe logistične funkcije na področju ekonometrije v literaturi obstajajo tudi drugi primeri uporabe le-te. Silva, Lopes, Correia in Faria (2020) so na primer logistično funkcijo uporabili za izgradnjo pojasnjevalnega modela tveganja neplačil, Wood (2006) pa je logistično funkcijo uporabila za izgradnjo modela uspešnosti malih podjetij.

Kot je predstavljeno v poglavju 3, avtorji predvidevajo vključevanje različnih spremenljivk v modele. Pri zasnovi modela smo se oprli na Famov in Frenchev petfaktorski model, ki smo ga podrobneje predstavili v poglavju 3.5. Ta model smo prilagodili za merjenje uspešnosti posameznega podjetja, zato smo iz njega odstranili oziroma prilagodili spremenljivke tako, da te merijo zgolj gibanja na nivoju podjetja. Iz enakega razloga smo iz modela odstranili vse beta faktorje, ki merijo trende širšega delniškega trga oziroma portfelja.

Modelu smo nato dodali spremenljivke kakovosti, ki smo jih podrobneje opisali v poglavju 2.6, pri čemer v model nismo vključili spremenljivke, ki bi merila izdaje delnic oziroma vrednostnih papirjev s strani podjetij, saj bi s tem morali iz vzorca izločiti vsa večja slovenska podjetja v tuji lasti, za katere podatki o izdaji vrednostnih papirjev v podatkovni bazi centralno klirinške depotne družbe (v nadaljevanju KDD) niso prosto dostopni (KDD, b. d.). Enačbam za izračun spremenljivk smo dodali AOP postavke računovodskih poročil.

Za izgradnjo logističnih modelov in izvedbo operacij, povezanih s pripravo podatkov, smo uporabili programsko okolje R verzije 4.2.3 v kombinaciji s knjižnicami (Chambers & Hastie, 1992; Venables & Ripley, 2002; Bates, Maechler, Bolker & Walker, 2015; Wickham, 2016; Fox & Weisberg, 2018; Fox & Weisberg, 2019; Sing, Sander, Beerenwinkel & Lengauer, 2005; Tuszynski, 2021; Wickham & drugi, 2019; Wickham, François, Henry, Müller & Vaughan, 2023):

- car (za izvedbo analize variance (angl. Analysis of variance, v nadaljevanju ANOVA) in izračun vrednosti variančnega inflacijskega faktorja (angl. Variance Inflation Factor, v nadaljevanju VIF),
- effects (za vizualizacijo regresijskih premic in intervalov zaupanja),
- ggplot2 (za splošno vizualizacijo podatkov),
- lme4 (za izgradnjo večnivojskih logističnih modelov),
- MASS (za izgradnjo izhodiščnega logističnih modelov),
- predict, ROCR, caTools (za testiranje napovedne sposobnosti modela),
- tidyverse, dplyr (za pripravo in obdelavo podatkov).

4.1.1 Odvisna spremenljivka

Odvisno binarno spremenljivko v modelu predstavlja uspešnost podjetja (*US*), ki smo jo merili prek spremenljivke *ROE*, izračunane po enačbi 8.

$$ROE = \frac{\text{dobiček } (AOP070_t)}{\text{povprečni kapital } (\frac{AOP056_t + AOP056_{t-1}}{2})} \quad (8)$$

Na osnovi izračunane vrednosti *ROE* za posamezna opazovanja smo izračunali vrednost mediane spremenljivke *ROE* celotnega vzorca opazovanj podjetij med leti 2011 in 2021. Podjetja smo nato razdelili na uspešna in neuspešna glede na mediano, pri čemer smo vsa podjetja z vrednostjo *ROE*, nižjo od mediane, uvrstili v skupino neuspešnih podjetij in jim

dodelili *US* vrednost 0, podjetja z vrednostjo *ROE*, višjo ali enako mediani, pa smo uvrstili v skupino uspešnih podjetij in jim dodelili *US* vrednost 1.

$$\begin{aligned} ROE < \text{mediana } ROE &\rightarrow US = 0 \\ ROE \geq \text{mediana } ROE &\rightarrow US = 1 \end{aligned}$$

4.1.2 Pojasnjevalne spremenljivke

4.1.2.1 Velikost podjetja

Spremenljivko *SMB*, s katero sta Fama in French merila velikost podjetij, smo prilagodili tako, da ta meri zgolj velikost podjetja (*VP*), za kar smo uporabili celotna sredstva podjetja (*AOP001*).

4.1.2.2 Stopnja časovnih razmejitev

V poglavju 2.6 smo kot enega izmed kazalnikov kakovosti definirali tudi kakovost računovodskega poročanja. Hsu, Kalesnik in Kose (2018) so v svojem delu kot umetno spremenljivko za kakovost računovodskega poročanja uporabili stopnjo časovnih razmejitev (*CR*), ki so jo izračunali po enačbi 9, prirejeni po delu avtorja Sloan (1996).

$$CR = \frac{(AOP032_t - AOP032_{t-1})}{AOP001_t} - \frac{((AOP085_t - AOP085_{t-1}) - (AOP087_t - AOP087_{t-1}) - (AOP184_t - AOP184_{t-1})) - AOP144_t}{AOP001_t} \quad (9)$$

Časovne razmejitve so lahko eden izmed kazalcev kakovosti računovodskih izkazov. Nekateri avtorji (glej npr. Sales, 2021) navajajo, da če po absolutni vrednosti stopnje časovnih razmejitev kot časovna vrsta pogosto presegajo vrednost 0,25, obstaja verjetnost, da podjetje umetno prireja računovodske izkaze. V tem delu bomo uporabili časovne razmejitve, ocenjene po enačbi 9, kot indikator kakovosti računovodskega poročanja, čeprav se zavedamo, da visoke časovne razmejitve same po sebi še ne pomenijo nujno neustrezne poslovne prakse.

Zaradi tega smo na osnovi izračunane vrednosti spremenljivke *CR* vzpostavili umetno binarno spremenljivko *CR_B*. Opazovanja podjetij smo razdelili na tista z nizkimi časovnimi razmejitvami in tista z visokimi časovnimi razmejitvami pri kritični meji $|0,1|$.

V primeru opazovanja podjetja, katerega vrednost spremenljivke *CR* se je nahajala pod vrednostjo $|0,1|$, smo spremenljivki *CR_B* dodelili vrednost 0 in opazovanje uvrstili v skupino podjetij z nizkimi časovnimi razmejitvami. V primeru opazovanja podjetja, katerega vrednost spremenljivke *CR* je presegala vrednost $|0,1|$, smo spremenljivki *CR_B* dodelili vrednost 1 in opazovanje uvrstili v skupino podjetij z visokimi časovnimi razmejitvami.

$$CR < |0,1| \rightarrow CR_B = 0$$

$$CR \geq |0,1| \rightarrow CR_B = 1$$

4.1.2.3 Stopnja investicij podjetja

Kot kazalnik, ki bi odrazil stopnjo investicij podjetij, smo uporabili stopnjo rasti sredstev (*RS*). Izračunali smo jo po enačbi 10, ki so jo definirali Cooper, Gulen in Schill (2008).

$$RS = \frac{Sredstva_t - Sredstva_{t-1} (AOP001_t - AOP001_{t-1})}{Sredstva_{t-1} (AOP001_{t-1})} \quad (10)$$

4.1.3 Izhodiščni logistični model

Za izgradnjo izhodiščnega modela logistične regresije smo uporabili splošno logistično funkcijo, zapisano z enačbo 11.

$$\ln(obet(Y)) = b_0 + bX \quad (11)$$

Pri čemer je:

- Y* odvisna spremenljivka,
- X* pojasnjevalne spremenljivke,
- b₀* ocena regresijske konstante,
- b* ocene parcialnih regresijskih koeficientov.

Odkvisno (Poglavje 4.1.1) in pojasnjevalne spremenljivke (Poglavje 4.1.2) smo nato vstavili v splošno logistično funkcijo, zapisano z enačbo 12.

$$\ln(obet(US)) = b_0 + b_1VP + b_2CR + b_3RS \quad (12)$$

4.2 Priprava podatkov

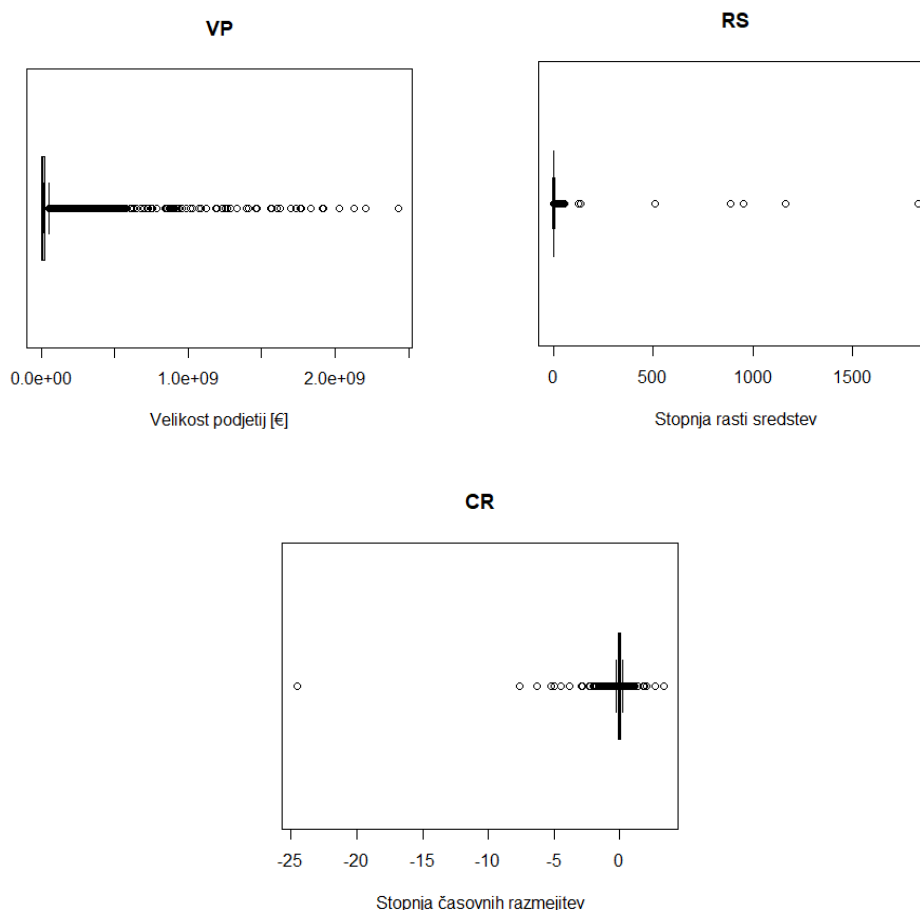
Na podlagi javno dostopnih podatkov AJ PES-a smo zbrali 12-letne finančne podatke za vsa velika slovenska podjetja, katerih prihodki so v letu 2021 presegali 10 mio EUR in so bila ustanovljena pred letom 2010. V vzorcu smo zajeli le podjetja, ki niso v državni lasti. Osnova za določanje podjetij v državni lasti je bil seznam kapitalskih naložb države (SDH, 2023), ki je na voljo na uradni strani Slovenskega državnega holdinga in vsebuje neposredne naložbe Republike Slovenije, Slovenskega državnega holdinga in Kapitalske družbe. Vsa podjetja, v katerih ima država kontrolni delež oziroma njen lastniški delež presega 50 %, smo izločili iz nabora podatkov. Tako smo iz podatkovne baze pridobili 13980 opazovanj, razdeljenih med 1165 podjetij v obdobju 12 let.

Za vsako opazovanje smo izračunali vrednosti spremenljivk ROE, stopnje časovnih razmejitev, velikosti podjetja in stopnje rasti sredstev podjetja, pri čemer zaradi načina

izračuna spremenljivk za opazovanja za leto 2010 ni bilo možno izračunati vrednosti spremenljivk, zato smo le-te odstranili iz podatkovnega nabora.

Kot je razvidno iz slike 4, je bilo v prvotnem podatkovnem naboru večje število osamelcev, zato smo spremenljivkam CR, VP in RS le-te odstranili tako, da smo na nivoju vzorca, ter posamezne spremenljivke izračunali kvartile in kvartilni razmik. Iz vzorca smo odstranili vsa opazovanja, katerih vrednosti spremenljivk CR, VP oziroma RS so ležale pod vrednostjo prvega kvartila, zmanjšanega za 1,5-kratnik vrednosti kvartilnega razmika, oziroma nad vrednostjo tretjega kvartila, povečanega za 1,5-kratnik vrednosti kvartilnega razmika. Poleg teh smo po odstranitvi osamelcev na osnovi kvartilov in kvartilnih razmikov izvedli še analizo osamelcev z visokim vplivom in jih prav tako odstranili iz vzorca. Tako nam je v končnem vzorcu ostalo 9480 opazovanj.

Slika 4: Kvantilni diagram (angl. Box plot) spremenljivk VP, RS in CR v prvotnem naboru podatkov



Vir: lastno delo.

V tabeli 1 je prikazana opisna statistika vzorca podjetij, na sliki 5 frekvenčna porazdelitev podjetij po dejavnostih, v tabeli 2 pa opisna statistika pojasnjevalnih spremenljivk in korelacijska matrika.

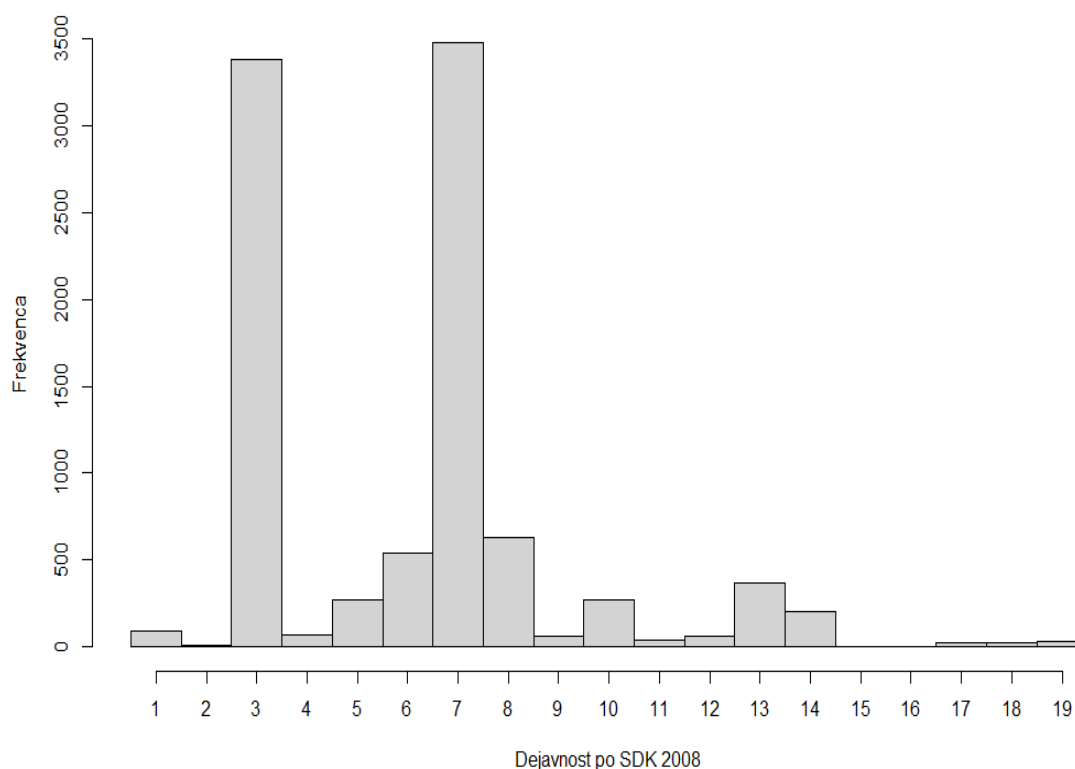
Tabela 1: Opisna statistika vzorca podjetij

	Povprečje	Mediana	Standardni odklon
Celotna sredstva (€)	12.688.178	9.556.811	10.417.892
Celotni prihodki (€)	20.445.111	14.099.225	20.418.981
Dobiček (€)	693.657	382.471	1.211.112

Opomba: Podatki se nanašajo na vzorec 1041 velikih slovenskih podjetij, ki so poslovala v obdobju 2011-2021. Vrednosti se nanašajo na povprečje enajstletnega obdobja.

Vir: lastno delo.

Slika 5: Prikaz frekvenčne porazdelitve opazovanj po dejavnostih



Opomba: 1: Kmetijstvo in lov, gozdarstvo, ribištvo; 2: Rudarstvo; 3: Predelovalne dejavnosti; 4: Oskrba z električno energijo, plinom in paro; 5: Oskrba z vodo, ravnanje z odplakami in odpadki, saniranje okolja; 6: Gradbeništvo; 7: Trgovina, vzdrževanje in popravila motornih vozil; 8: Promet in skladiščenje; 9: Gostinstvo; 10: Informacijske in komunikacijske dejavnosti; 11: Finančne in zavarovalniške dejavnosti; 12: Poslovanje z nepremičninami; 13: Strokovne, znanstvene in tehnične dejavnosti; 14: Druge raznovrstne poslovne dejavnosti; 15: Dejavnost javne uprave in obrambe, dejavnost obvezne socialne varnosti; 16: Izobraževanje; 17: Zdravstvo in socialno varstvo; 18: Kulturne, razvedrilne in rekreacijske dejavnosti; 19: Druge dejavnosti.

Vir: lastno delo.

S slike 5 je razvidno, da so opazovanja skoncentrirana v dveh panogah. Tako opazovanja podjetij v panogi predelovalnih dejavnosti (3) in trgovine, ter vzdrževanje in popravila

motornih vozil (7) v vzorcu predstavljajo 72 % vseh opazovanj. Opazovanja podjetij iz panog dejavnosti javne uprave in obrambe, ter dejavnost obvezne socialne varnosti (15) in izobraževanja (16) v vzorcu niso bila prisotna.

Tabela 2: Opisna statistika pojasnjevalnih spremenljivk in korelacijska matrika

	Povprečje	Mediana	Standardni odklon	ROE	CR	RS	VP
ROE	0,14	0,12	1,53	1,000	0,029	0,033	-0,016
CR	-0,04	-0,04	0,09	0,029	1,000	0,224	-0,046
RS	0,06	0,05	0,14	0,033	0,224	1,000	-0,016
VP (€)	12.688.178	9.556.811	10.417.892	-0,016	-0,046	-0,016	1,000
Dodatna razdelitev CR		Do 0,05 : 41,0 %		Do 0,10 : 71,9 %			

Opomba: Podatki se nanašajo na vzorec 1041 velikih slovenskih podjetij, ki so poslovala v obdobju 2011-2021. Vrednosti se nanašajo na povprečje enajstletnega obdobja. ROE: donosnost kapitala, CR: stopnja časovnih razmejitev, RS: stopnja investicij, merjena kot letna stopnja rasti sredstev podjetja, VP: velikost podjetja, merjena preko sredstev podjetja.

Vir: lastno delo.

V obdobju od 2011 do 2021 so imela vzorčna podjetja v povprečju 12.688.177,76 evrov celotnih sredstev, 20 milijonov evrov celotnih prihodkov in 700.000 evrov dobička. Na osnovi vrednosti standardnih odklonov je razvidno, da kljub odstranitvi osamelcev med podjetji v vzorcu obstajajo relativno velike razlike. Povprečna vrednost ROE je znašala 14 %, povprečna stopnja časovnih razmejitev je znašala -4 % in povprečna rast sredstev je znašala 6 %. Glede na korelacijsko matriko je korelacija med spremenljivkami nizka, z izjemo spremenljivk RS in CR, med katerima obstaja nizka korelacija.

4.3 Preverjanje predpostavk logistične regresije

Po izgradnji izhodiščnega modela logistične regresije in njegovi aplikaciji na pripravljenem podatkovnem naboru smo preverili predpostavke logistične regresije:

- Linearnost obetov in pojasnjevalnih spremenljivk:
Pri modelu smo predpostavili linearnost med vrednostmi pojasnjevalnih spremenljivk in naravnim logaritmom obeta.
- Odsotnost osamelcev z visokim vplivom:
Na osnovi izhodiščnega modela smo izračunali standardizirane ostanke posameznih opazovanj, s katerimi smo identificirali osamelce z visokim vplivom. Opazovanja, katerih absolutni standardizirani ostanek je presegal vrednost 3, smo v naslednjem koraku izločili iz vzorca, s čimer nam je v vzorcu preostalo 9480 opazovanj.

- Odsotnost multikolinearnosti:

Za preverjanje multikolinearnosti smo za posamezne pojasnjevalne spremenljivke izračunali vrednosti VIF, ki nam omogočajo oceno morebitne korelacije med pojasnjevalnimi spremenljivkami. VIF vrednosti vseh spremenljivk so se nahajale bistveno pod vrednostjo 5, iz česar smo zaključili, da med pojasnjevalnimi spremenljivkami ni pretirane multikolinearnosti.

- Neodvisnost opazovanj:

Zaradi uporabe panelnih podatkov smo predvidevali, da je predpostavka neodvisnosti opazovanj zelo verjetno kršena, zaradi česar smo v nadaljevanju izhodiščni logistični model nadgradili v večnivojski logistični model za zagotovitev neodvisnosti opazovanj.

4.4 Izgradnja večnivojskega logističnega modela

Večnivojski regresijski model oziroma hierarhični regresijski model je statistično orodje, ki nam omogoča analizo podatkov za katere se predvideva, da so organizirani na več kot enem nivoju (Raudenbush & Bryk, 2002). Znotraj večnivojske regresije poznamo mešane modele, ki nam omogočajo vključevanje fiksnih in slučajnih vplivov. Fiksni vplivi omogočajo klasično analizo vplivov pojasnjevalnih spremenljivk na odvisno spremenljivko. Slučajni vplivi pa nam omogočajo analizo variabilnosti med skupinami oziroma nivoji, kar pripomore k izboljšanju modela in pojasnjevanju variabilnosti, ki je z izbranimi pojasnjevalnimi spremenljivkami ne bi zajeli (Goldstein, 2010).

Poleg tega nam večnivojski mešani model omogoča uporabo panelnih podatkov oziroma podatkov, ki so bili pridobljenih z večkratnim opazovanjem istega podjetja. Z uporabo večnivojskega mešanega modela smo poleg problema panelnih podatkov rešili tudi problem, ki bi nastal z uporabo panelnih podatkov, kjer med podjetji obstaja razlika v številu opazovanj, ki je nastala tekom procesa odstranjevanja osamelcev in osamelcev z visokim vplivom. Večnivojski logistični model smo osnovali na osnovi modela posplošene linearne mešane regresije (angl. Generalized Linear Mixed-Effects Models – GLMER), ki ga v splošnem zapisuje enačba 13 (Bates, Mächler, Bolker & Walker, 2015).

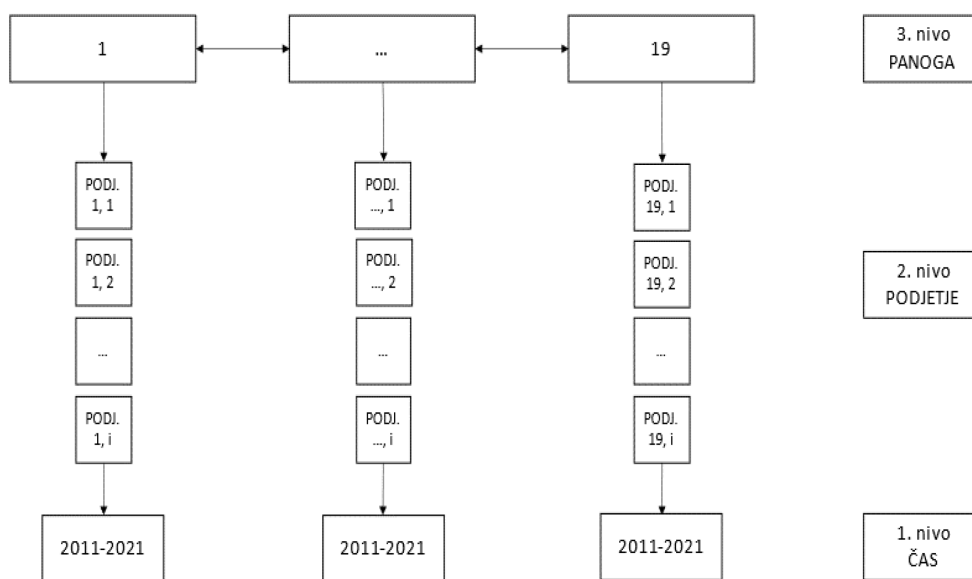
$$\mu_{y|u} = \mathbf{X}\beta + Z\Lambda_0 u + o \quad (13)$$

Pri čemer je:

y	odvisna spremenljivka,
Z	matrika slučajnih vplivov,
u	slučajni vplivi,
X	matrika fiksnih vplivov,
β	fiksni vplivi,
Λ_0	faktor relativne kovariance (angl. relative covariance factor),
o	vektor predhodnih pogojev izravnave (angl. vector of known prior offset terms).

Znotraj večnivojskih mešanih modelov smo se odločili za večnivojski mešan model z naključnimi presečišči (slučajna regresijska konstanta), ki v nasprotju s klasičnimi regresijskimi modeli, ki znotraj podatkovnega nabora iščejo najboljše prilaganje regresijske krivulje, tvori premice z različnimi presečišči znotraj posameznih skupin oziroma hierarhij, pri čemer imajo vse premice konstanten naklon. Teoretična shema modela je prikazana na spodnji sliki 6.

Slika 6: Shematski prikaz predlaganega večnivojskega mešanega modela



Vir: lastno delo.

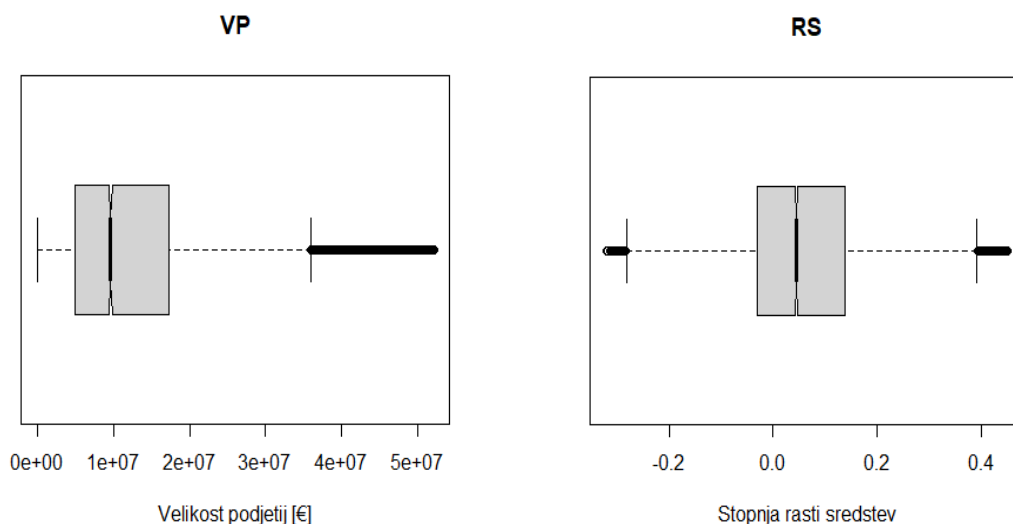
Pred pričetkom zasnove večnivojskega modela smo preverili, ali med opazovanji obstaja presečna odvisnost. V ta namen smo zasnovali modela, v katera smo vključili zgolj slučajne vplive panoge in podjetja ter izračunali vrednost znotrajrazredne korelacije (angl. Intraclass Correlation, v nadaljevanju ICC). Izračun vrednosti ICC nam je omogočil, da ocenimo korelacijo znotraj skupin oziroma nivojev in ocenimo smotrnost vključevanja dodatnih nivojev v večnivojski logistični model. V kontekstu večnivojske logistične regresije izračun ICC po standardnemu postopku ni možen, zaradi odsotnosti ocene ostankov nivoja nič oziroma modela brez vključenih fiksnih in slučajnih vplivov (Goldstein, 2010). V ta namen Goldstein (2002) predlaga izračun ICC po prilagojeni enačbi, ki predpostavlja, da je varianca logistične porazdelitve enaka $\pi^2 \div 3$. τ^2 predstavlja varianco danega slučajnega vpliva. Prilagojena enačba je prikazana z enačbo 14.

$$ICC = \frac{\tau^2}{\tau^2 + \frac{\pi^2}{3}} \quad (14)$$

Končni večnivojski logistični model smo zasnovali v treh korakih. V prvem smo zasnovali model, ki je vseboval zgolj slučajne vplive panoge. V drugem koraku smo slučajnim vplivom panoge dodali slučajne vplive podjetja. V zadnjem koraku smo slučajnim vplivom panoge in podjetja dodali še fiksne vplive oziroma izbrane pojasnjevalne spremenljivke VP, RS in CR. Za primerjavo in ponazoritev učinka vključevanja slučajnih in fiksnih vplivov v večnivojske modele smo uporabili test ANOVA.

Kot je razvidno iz slike 7, je med vrednostmi spremenljivk VP in RS obstajala velika razlika v velikostni lestvici, ki bi onemogočila izvedbo oziroma izgradnjo modela v programskem okolju R. Zato smo pred izgradnjo večnivojskih logističnih modelov vrednosti spremenljivk VP in RS standardizirali, tako da sta obe imeli povprečje enako 0 in standardni odklon enak 1. Pri tem je potrebno izpostaviti, da načeloma pri regresijski analizi ni zahtevano, da so spremenljivke standardizirane in je potreba po standardizaciji povezana le s specifičnim modelom, pripravljenem v okviru magistrskega dela. Poleg tega nam je standardizacija spremenljivk VP in RS omogočila pridobitev standardiziranih regresijskih koeficientov, ki jih lahko med seboj primerjamo.

Slika 7: Kvantilni diagram spremenljivk VP in RS



Vir: lastno delo.

4.5 Preverjanje napovedne sposobnosti izgrajenega večnivojskega modela

Za preverjanje napovedne sposobnosti definiranega večnivojskega modela smo začetni podatkovni nabor naključno razdelili na učni in testni nabor podatkov v razmerju 3:1. Slednje smo izvedli zaradi pomanjkanja dodatnih podatkov, ki bi jih lahko uporabili za

testiranje modela. Z ućnim naborom podatkov smo ponovno definirali regresijsko premico in jo prilegali (angl. model fitting) ućnemu naboru podatkov.

Po prileganju regresijske premice z ućnim naborom podatkov smo v programskem okolju R uporabili napovedno funkcijo (angl. predict function) in v model vstavili testni nabor podatkov. Rezultat napovedne funkcije je bila verjetnost klasifikacije podjetja kot uspešnega, ki nam sama po sebi ne pove, ali je podjetje uspešno ali ne. Opazovanja podjetij, katerih napovedana verjetnost klasifikacije podjetja kot uspešnega je presegla vrednost 0,5, smo definirali kot uspešna. Opazovanja, katerih napovedana verjetnost klasifikacije podjetja kot uspešnega ni presegla vrednosti 0,5, pa smo definirali kot neuspešna. Skladno s tem je bila posameznim opazovanjem dodana primerna binarna vrednost, kot je zapisano spodaj. Pri tem je treba izpostaviti, da sta v testnem podatkovnem naboru tako hkrati obstajali napovedana uspešnost, pridobljena z napovedjo modela, in uspešnost, ki smo jo definirali ob zaćetku na osnovi mediane spremenljivke ROE (Poglavje 4.1.1).

napovedana verjetnost uspešnosti $< 0,5 \rightarrow US_N = 0$

napovedana verjetnost uspešnosti $\geq 0,5 \rightarrow US_N = 1$

S primerjavo pridobljenih vrednosti med binarnima spremenljivkama US_N in US smo preverili napovedno sposobnost većnivojskega modela in njegovo natanćnost pri klasifikaciji uspešnih oziroma neuspešnih podjetij. Tako velja, da višje je število opazovanj kjer velja $US_N = US$, boljša je napovedna sposobnost zasnovanega većnivojskega modela.

V naslednjem koraku smo izvedli bolj podrobno analizo napovedne sposobnosti modela, in sicer z izraćunom vrednosti TPR (angl. True Positive Rate) po enaćbi 15 in FPR (False Positive Rate) po enaćbi 16 (Fawcett, 2006).

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (15)$$

Pri ćemer je:

TP resnićno pozitivno opazovanje (uspešno podjetje, ki ga je model klasificiral kot uspešnega),

FN lažno negativno opazovanje (uspešno podjetje, ki ga je model klasificiral kot neuspešnega).

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad (16)$$

Pri ćemer je:

FP lažno pozitivno opazovanje (neuspešno podjetje, ki ga je model klasificiral kot uspešnega),

TN resnićno negativno opazovanje (neuspešno podjetje, ki ga je model klasificiral kot neuspešnega).

Z grafično predstavitevjo izračunanih vrednosti TPR in FPR smo pridobili ROC krivuljo (angl. receiver operating characteristic curve, v nadaljevanju ROC krivulja). Z integracijo krivulje ROC smo pridobili površino pod krivuljo ROC oziroma vrednost AUC (angl. Area Under the ROC Curve, v nadaljevanju AUC) (Fawcett, 2006). Vrednost AUC nam nakazuje na sposobnost modela, da razločuje med uspešnimi in neuspešnimi podjetji.

5 REZULTATI IN DISKUSIJA

V poglavju so zbrani rezultati večnivojskih modelov mul1, mul2 in mul3, ki so bili zgrajeni s postopnim vključevanjem slučajnih in fiksnih vplivov. Na podlagi rezultatov večnivojskih modelov mul1 in mul2 smo lahko presodili smotrnost vključevanja slučajnih vplivov panoge in podjetja, rezultati mul3 modela pa nam omogočijo vpogled v vpliv fiksnih vplivov oziroma spremenljivk kakovosti na verjetnost, da bo podjetje klasificirano kot uspešno. Rezultatom sledi diskusija, tekom katere ponudimo razlago rezultatov v povezavi z literaturo in jo zaključimo s predlogi za nadaljnje študije.

5.1 Mul1 model

V tabeli 3 je prikazan povzetek večnivojskega modela mul1 (multilevel model 1), ki je vseboval zgolj slučajne vplive panoge. Na osnovi vrednosti ICC, ki znaša 0,173, lahko sklepamo, da je v modelu prisotna visoka presečna odvisnost med opazovanji (tj. podjetja, ki poslujejo v isti panogi, so si bolj podobna kot podjetja, ki poslujejo v različnih panogah), kar pomeni, da je večnivojska zasnova modela utemeljena.

Tabela 3: Povzetek večnivojskega modela mul1

PRILEGANJE MODELA:			
Akaikejev informacijski kriterij (AIC)	12976,5		
Bayesov informacijski kriterij (BIC)	12990,8		
Logaritem verjetij	-6486,2		
Odklanjanje	12972,5		
Stopinje prostosti	9478		
SLJUČAJNI VPLIVI:			
Skupine	Varianca	Standardni odklon	ICC
Panoga	0,6865	0,8286	0,173

Vir: lastno delo.

Na osnovi variance slučajnih vplivov panoge smo izpisali enačbo 17 mul1 modela:

$$\ln(\text{obet}(US_j)) = u_{0j} \sim N(0, 0,6865) \quad (17)$$

5.2 Mul2 model

V tabeli 4 je prikazan povzetek večnivojskega modela mul2 (multilevel model 2), ki je vseboval slučajne vplive panoge in podjetja. Na osnovi vrednosti ICC, ki znaša 0,436, je razvidno, da je v modelu prisotna visoka presečna odvisnost med opazovanji in je bila vključitev dodatnega nivoja podjetja v model smiselna. Visoka presečna odvisnost med opazovanji je bila pričakovana zaradi uporabe panelnih podatkov. Iz primerjave vrednosti odklanjanja mul2 modela z vrednostjo odklanjanja modela mul1 je razvidno, da vpeljava nivoja podjetja izboljša prileganje modela danemu naboru podatkov.

Tabela 4: Povzetek večnivojskega modela mul2

PRILEGANJE MODELA:			
Akaikejev informacijski kriterij (AIC)		10474,6	
Bayesov informacijski kriterij (BIC)		10517,5	
Logaritem verjetij		-5231,3	
Odklanjanje		10462,6	
Stopinje prostosti		9474	
SLUČAJNI VPLIVI:			
Skupine	Varianca	Standardni odklon	ICC
Panoga	0,3697	0,608	0,057
Podjetje	2,8321	1,683	0,436

Vir: lastno delo.

Na osnovi variance slučajnih vplivov panoge in podjetja smo izpisali enačbo 18 mul2 modela:

$$\ln(\text{obet}(US_{ij})) = u_{0j} \sim N(0, 0,3697) + r_{0i} \sim N(0, 2,8321) \quad (18)$$

5.3 Mul3 model

Iz tabele 5 je razviden povzetek modela mul 3 (multilevel model 3), ki je vključeval slučajne vplive na nivoju podjetja in panoge ter fiksne vplive pojasnjevalnih spremenljivk VP, CR in RS.

Tabela 5: Povzetek večnivojskega modela mul3

PRILEGANJE MODELA:						
Akaikejev informacijski kriterij (AIC)	10569,4					
Bayesov informacijski kriterij (BIC)	10612,4					
Logaritem verjetij	-5278,7					
Odklanjanje	10557,4					
Stopinje prostosti	9474					
SLUČAJNI VPLIVI:						
Skupine	Varianca	Standardni odklon	ICC			
Panoga	0,3844	0,620	0,060			
Podjetje	2,7840	1,669	0,431			
FIKSNI VPLIVI:						
	Ocena koeficienta (e ^{Ocena koeficienta})	Standardna napaka	Z	P	Korelacija fiksnih vplivov	
(Intercept)	-0,1088 (0,896)	0,205	-0,531	0,5955	VP	CR _B
VP	-0,2637 (0,768)	0,047	-5,628	< 0,001		
CR _B	-0,1392 (0,870)	0,063	-2,221	0,026	0,014	
RS	0,6158 (1,851)	0,030	20,752	< 0,001	-0,105	-0,059

Opomba: Spremenljivke VP in RS so bile pred uporabo v modelu standardizirane. V tabeli so v krepkem antilogaritmirane vrednosti regresijskih koeficientov, ki predstavljajo razmerje obetov.

Vir: lastno delo.

Vse pojasnjevalne spremenljivke statistično značilno pojasnjujejo verjetnosti uspešnosti poslovanja podjetja. Med spremenljivkama RS in VP obstaja šibka korelacija.

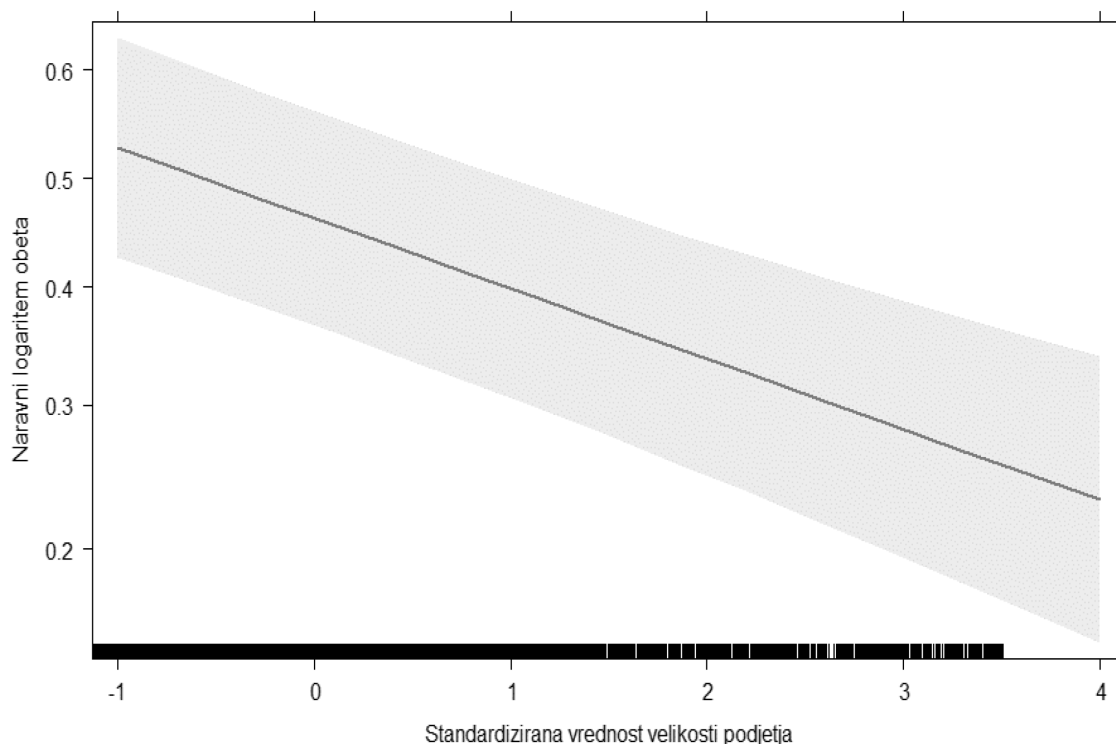
Na osnovi variance slučajnih vplivov panoge in podjetja ter regresijskih koeficientov fiksnih vplivov smo izpisali enačbo 19 mul3 modela:

$$\ln(\text{obet}(US_{tij})) = -0,1088 + -0,2637 \cdot VP_{tij} + -0,1392 \cdot CR_{B_{tij}} + 0,6158 \cdot RS_{tij} + u_{0j} \sim N(0, 0,3844) + r_{0i} \sim N(0, 2,784) \quad (19)$$

5.3.1 Vpliv velikosti podjetja

Iz rezultatov regresijske analize je razvidno, da ima velikost podjetja negativen vpliv na verjetnost klasifikacije podjetja kot uspešnega. Tako velja, da če se velikost podjetja poveča za en standardni odklon (oziroma za 10.417.892 €), je obet, da bo podjetje klasificirano med uspešna podjetja, 0,768-kratnik začetnega obeta ($p < 0,001$), *ceteris paribus*. Z višanjem vrednosti spremenljivke VP se verjetnost, da bo podjetje klasificirano med uspešna podjetja, znižuje. Vpliv spremenljivke VP je grafično prikazan na sliki 8.

Slika 8: Grafični prikaz vpliva velikosti podjetja na verjetnost uspešnosti podjetja



Opomba: Obarvan pas okoli regresijske premice prikazuje 95 % interval zaupanja.

Vir: lastno delo.

Rezultati vpliva velikosti slovenskih podjetij na njihovo uspešnost so skladni z delom literature, ki pravi, da so večja podjetja manj uspešna. Kot smo zapisali v poglavju 2.5, so možni vzroki za manjšo uspešnost povezani z nižjo fleksibilnostjo in inovativnostjo večjih podjetij v kombinaciji z njihovimi višjimi režijskimi stroški.

Dodaten razlog za manjšo uspešnost večjih podjetij bi lahko bil povezan z velikostjo slovenskega trga. Ker je slovenski trg majhen, lahko slovenska podjetja s svojo rastjo relativno hitro stagnirajo, zaradi česar so se primorana internacionalizirati, če želijo ohraniti predhodno stopnjo rasti. Z internacionalizacijo nastanejo stroški, povezani s tržnimi raziskavami, urejanjem pravnih zadev, vzpostavljanjem predstavništev, marketingom in

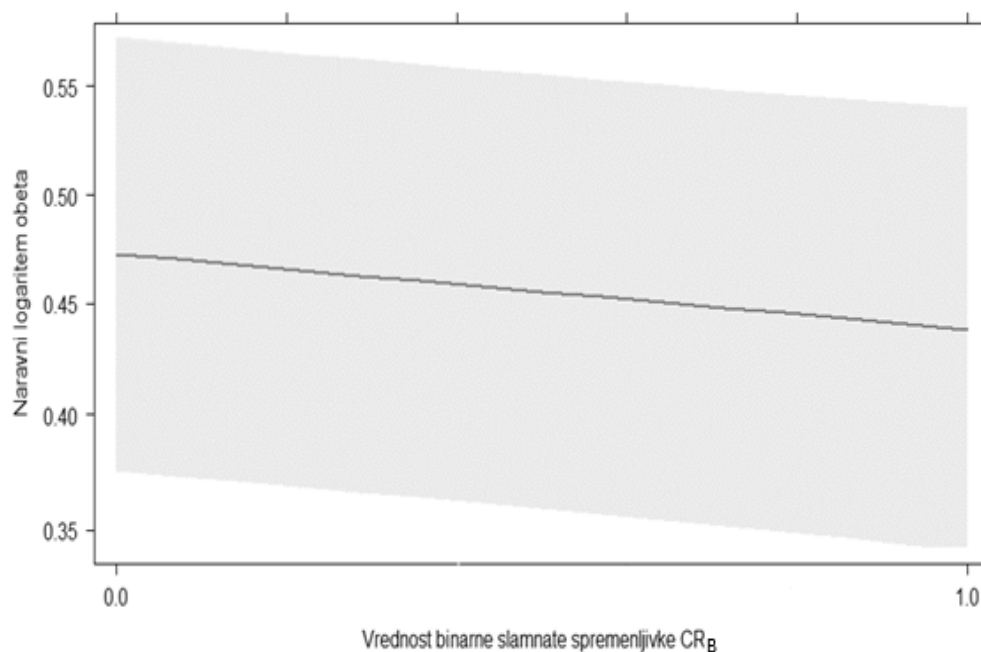
podobnimi zadevami, zaradi česar se dobičkonosnost in posledično uspešnost začasno ali potencialno trajno zniža, saj garancije, da bo podjetje z internacionalizacijo uspešno, ni. Kot je pokazal Wagner (2004) na primeru nemških podjetij, podjetja s hitro širitvijo na tuje trge dosežejo obraten učinek znižanja cenovne učinkovitosti podjetij in uničenja ekonomske vrednosti. Za nadaljnje raziskave bi bilo posledično smiselno vključiti tudi informacijo o prisotnosti podjetij na tujih trgih, kar bi nam omogočilo boljši vpogled v vpliv internacionalizacije na uspešnost lokalnih in internacionaliziranih podjetij ter podjetij v procesu internacionalizacije v povezavi z njihovo velikostjo.

Alternativna razlaga za manjšo uspešnost večjih podjetij bi lahko bila, da večja podjetja težje gradijo in ohranjajo želene vrednote in kulturo podjetja med zaposlenimi. Kot so dokazali O'Reilly, Caldwell, Chatman in Doerr (2014), so višje ocene kulture podjetij povezane z višjo uspešnostjo podjetij. Iz tega bi lahko sklepali, da vrednote in kultura podjetij ne dohajajo rasti podjetij, zaradi česar podjetja z rastjo izgubijo del svoje predhodne uspešnosti.

5.3.2 Vpliv kakovosti računovodskega poročanja

Podobno kot velikost podjetja, ima tudi kakovost računovodskega poročanja negativen vpliv na verjetnost, da bo podjetje klasificirano kot uspešno. Vpliv slamnate spremenljivke CR_B je grafično prikazan na sliki 9.

Slika 9: Grafični prikaz vpliva kakovosti računovodskega poročanja na verjetnost uspešnosti podjetja



Opomba: Obarvan pas okoli regresijske premice prikazuje 95 % interval zaupanja.

Vir: lastno delo.

Za podjetje z visoko vrednostjo časovnih razmejitev tako velja, da je obet, da bo podjetje klasificirano kot uspešno, 0,870-kratnik obeta podjetja z nizko vrednostjo časovnih razmejitev ($p = 0,026$), *ceteris paribus*. S povečanjem vrednosti stopnje časovnih razmejitev preko kritične meje $|0,1|$ se verjetnost za to, da bo podjetje klasificirano med uspešna podjetja, zniža.

Rezultati vpliva kakovosti računovodskega poročanja na uspešnost podjetja so skladni s predhodnimi študijami (Poglavje 2.1), ki so pokazale na negativen vpliv visokih časovnih razmejitev na uspešnost podjetij. Podjetja z nizkimi časovnimi razmejitvami izkazujejo višjo kakovost računovodskega poročanja, kar pripomore k zvišanju kredibilnosti podjetja in znižanju tveganosti podjetja, to pa zvišuje ocenjeno vrednost podjetja. Višja vrednost podjetja omogoča podjetju lažji dostop do dolžniškega financiranja z boljšimi pogoji financiranja in v kombinaciji z zvišano kredibilnostjo privlači nove vlagatelje, kar pripomore k uspešnosti podjetja.

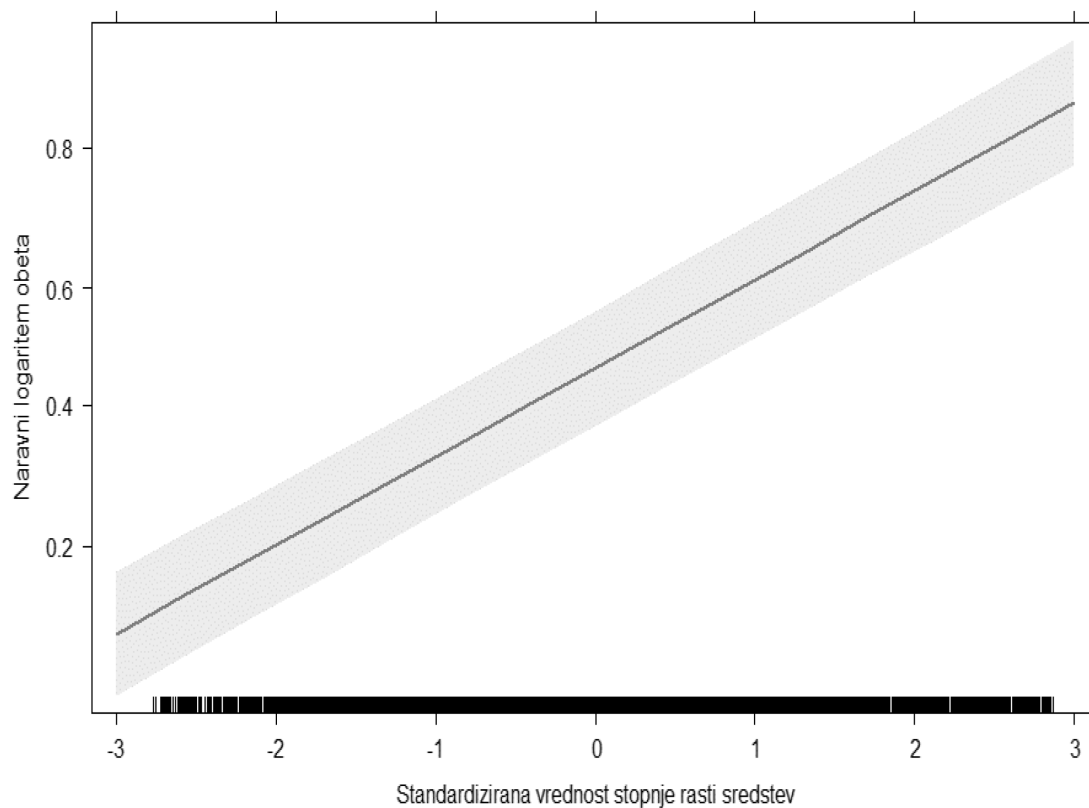
Iz opisne statistike spremenljivk (Tabela 2) izhaja, da je povprečna vrednost spremenljivke CR oziroma stopnje časovnih razmejitev enaka -0,04. Poleg tega dodatna razdelitev vzorca na osnovi vrednosti stopnje časovnih razmejitev kaže, da ima 71,9 % oziroma občuten delež opazovanj absolutno vrednost stopnje časovnih razmejitev manjšo od kritične meje, uporabljene za razvrstitev opazovanj podjetij. Iz tega lahko razberemo, da se povprečno slovensko podjetje, zajeto v podatkovnem naboru, nahaja v skupini podjetij z nizkimi časovnimi razmejitvami in se zanj predvideva, da ne manipulira s svojimi časovnimi razmejitvami.

Razlog za nizko povprečno vrednost stopnje časovnih razmejitev in vrednost regresijskega koeficienta bi morda lahko iskali v dejstvu, da je velika večina slovenskih podjetij, uporabljenih v vzorcu, zasebnih in neuvrščenih na borzo. Iz tega bi lahko sklepali, da se veliko podjetij iz vzorca zaradi odsotnosti zunanjih delničarjev sooča z manjšim pritiskom na dobičkonosnost oziroma rast prihodkov, zato podjetja in njihova vodstva nimajo motiva za manipulacijo poslovnih izkazov oziroma je ta motiv šibek. Za potrditev tega bi bilo smiselno analizo ponoviti z vzorcem podjetij, ki so uvrščena na borzo, s čimer bi potrdili prisotnost vpliva zunanjih delničarjev na višino časovnih razmejitev podjetja in posledično na njegovo uspešnost.

5.3.3 Vpliv investicij

V nasprotju s spremenljivkama VP in CR_B spremenljivka RS izkazuje pozitiven vpliv na verjetnost, da bo podjetje klasificirano kot uspešno. Če se spremenljivka RS, preko katere smo merili investicije podjetij, poveča za en standardni odklon (oziroma za 14 odstotnih točk), se obet, da bo podjetje klasificirano kot uspešno, poveča za 1,851-kratnik začetnega obeta ($p < 0,001$), *ceteris paribus*. Z večanjem vrednosti spremenljivke RS se verjetnost za to, da bo podjetje klasificirano med uspešna podjetja, povečuje. Vpliv spremenljivke RS je grafično prikazan na sliki 10.

Slika 10: Grafični prikaz vpliva investicij na verjetnost uspešnosti podjetja



Opomba: Obarvan pas okoli regresijske premice, prikazuje 95 % interval zaupanja.

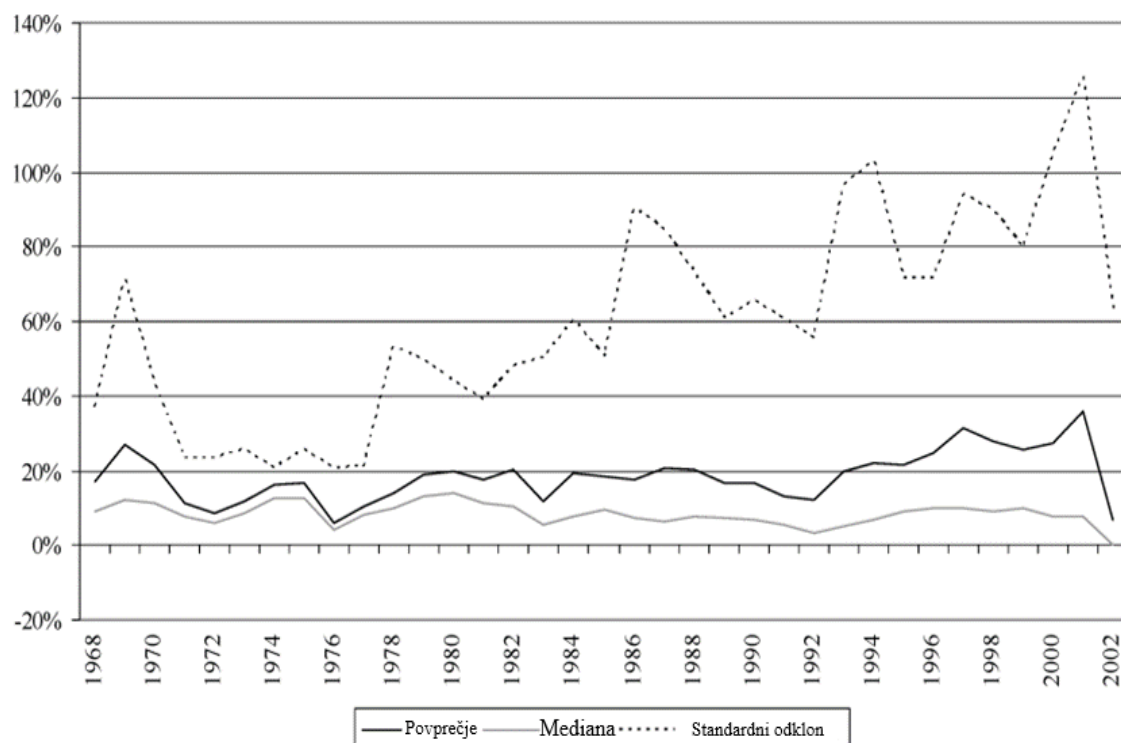
Vir: lastno delo.

Rezultati vpliva investicij podjetij na njihovo uspešnost na prvi pogled niso skladni z literaturo. Iz poglavja 2.3 izhaja, da so podjetja z višjimi investicijami manj uspešna, kar je v nasprotju z rezultati modela, pri katerem ima povečevanje investicij podjetij najbolj pozitiven vpliv na obet uspešnosti podjetij. Razlog za to je verjetno v razliki med naborom podatkov, uporabljenih v magistrskem delu, in podatki, ki so jih uporabili ostali raziskovalci v svojih raziskavah in so temeljila predvsem na ameriških delniških družbah.

Na sliki 11 je prikazano gibanje letne rasti sredstev ameriških podjetij iz ene izmed študij drugih raziskovalcev, iz katere lahko razberemo, da se povprečna rast sredstev in njen standardni odklon gibljeta bistveno višje v primerjavi z rastjo sredstev slovenskimi podjetij, ki smo jih zajeli v vzorcu (Tabela 2).

Zaradi tega lahko sklepamo, da je opažena rast sredstev slovenskih podjetij v vzorcu pod nivojem, ki bi ga avtorji preteklih študij definirali kot visoka rast sredstev in so zato naše ugotovitve kljub temu skladne s predhodnimi ugotovitvami raziskovalcev.

Slika 11: Letna rast sredstev ameriških nefinančnih podjetij med letom 1968 in 2002



Vir: Cooper, Gulen & Schill (2008).

Na podlagi povprečne stopnje rasti sredstev oziroma investicij slovenskih podjetij in vrednosti regresijskega koeficienta spremenljivke RS, bi lahko sklepali, da je investiranje podjetij zmerno in preudarno, kar pripomore k njihovi uspešnosti. Je pa pri tem treba izpostaviti, da nadaljnje povečevanje stopnje investicij v nekem trenutku doseže optimalno točko, po kateri ima nadaljnje povečevanje stopnje rasti negativen vpliv na dobičkonosnost podjetja (Ramezani, Soenen & Jung, 2002).

Lahko bi trdili, da uspešna podjetja ne le investirajo ampak investirajo razumno. Za potrditev preudarnosti investicij slovenskih podjetij in nadgradnjo pojasnjevalnega modela uspešnosti podjetij bi bilo za nadaljnje študije v model smiselno vključiti tudi kazalnik ROIC (Damodaran, 2007) v obliki dodatne pojasnjevalne spremenljivke ali v obliki hibridne spremenljivke, ki bi združevala stopnjo investicij in njihovo donosnost.

Poleg same stopnje rasti sredstev naj bi bil v kontekstu investicij pomemben tudi način financiranja teh investicij, česar v modelu nismo zajeli zaradi pomanjkanja tovrstnih podatkov. Pri pregledu javno dostopnih podatkov se je namreč izkazalo, da podatki o izdajanju vrednostnih papirjev, ki jih objavlja KDD v večji meri zajemajo samo podjetja z domačim lastništvom. Za izboljšanje modela bi bilo v nadaljnjih študijah smiselno upoštevati zadolževanje podjetij ali njihovo izdajanje vrednostnih papirjev pred večjimi

investicijami s predpostavko, da bi bilo možno pridobiti informacijo o izdaji vrednostnih papirjev ne glede na lastništvo.

5.4 Primerjava modelov

V tabeli 6 so zbrani rezultati primerjave zgoraj opisanih večnivojskih logističnih modelov s testom ANOVA. Kot izhaja iz tabele 6, vpeljava slučajnega vpliva podjetja v mul2 model zniža vrednost odklanjanja, kar nakazuje na boljše prileganje modela danemu naboru podatkov. Izboljšanje prileganja modela danim podatkom je statistično značilno ($p < 0,001$).

Poleg tega je iz rezultatov razvidno, da vpeljava pojasnjevalnih spremenljivk oziroma fiksnih vplivov v mul3 model zniža vrednost odklanjanja. V primerjavi z mul2 modelom je prileganje mul3 modela statistično značilno ($p < 0,001$) boljše.

Tabela 6: povzetek primerjave večnivojskih logističnih modelov

	Število parametrov	AIC	BIC	Logaritem verjetij	Odklanjanje	HI kvadrat	Razlika v številu parametrov	P
mul1 model	2	12976	12991	-6486	12972			
mul2 model	3	11047	11069	-5521	11041	1931	1	< 0,001
mul3 model	6	10569	10612	-5279	10557	484	3	< 0,001

Vir: lastno delo.

Z uporabo testa ANOVA smo ovrgli ničelno hipotezo analize in še enkrat potrdili, da je bilo vključevanje posameznih naključnih in fiksnih vplivov v model smiselno. Prav tako smo s tem pokazali, da izbrane pojasnjevalne spremenljivke oziroma izbrani kazalniki kakovosti, ki smo jih definirali tekom teoretične zasnove modela, bistveno pripomorejo k izboljšanju prileganja modela. S tem smo odgovorili na raziskovalni vprašanji magistrskega dela, povezani z definicijo kakovosti podjetij in povezovanjem kakovosti podjetij z njihovo uspešnostjo.

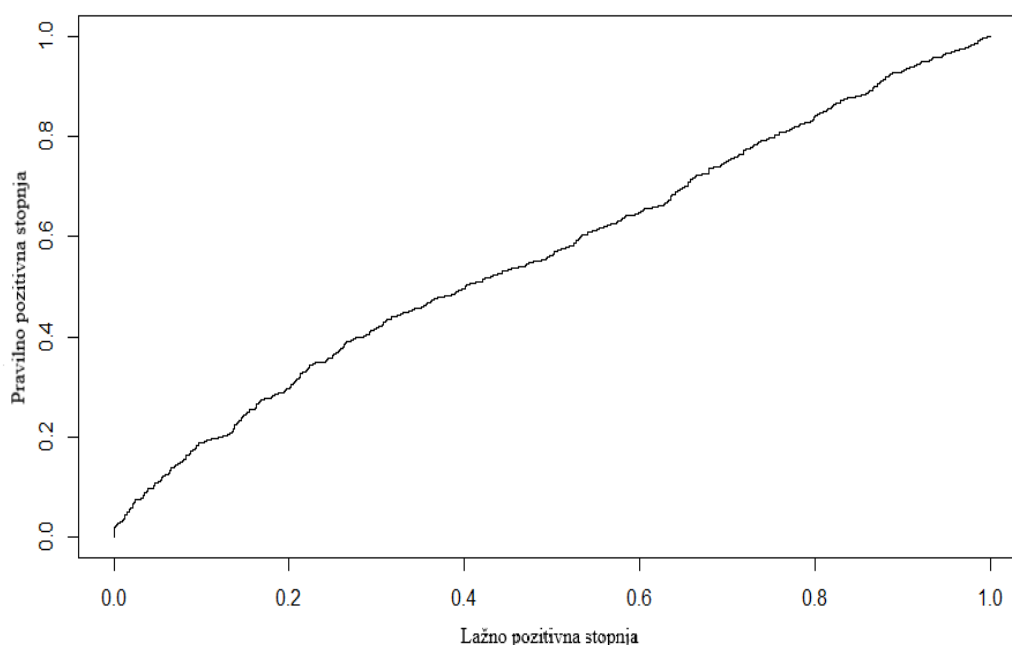
Zaradi teoretične zasnove logistične funkcije izračun koeficienta determinacije (R^2), ki bi nam podal oceno variance, ki jo z modelom nismo uspeli pojasniti, ni mogoč (Hosmer, Lemeshow & Sturdivant 2013). V literaturi lahko sicer zasledimo t. i. pseudo koeficiente determinacije, kot so McFadden R^2 in Nagelkerke R^2 , ki jih načeloma lahko uporabimo v primeru enonivojske logistične regresije, a ti niso aplikativni v primerih večnivojske logistične regresije, ki smo jo uporabili v magistrskem delu. Zaradi tega za naš model nismo bili sposobni z gotovostjo oceniti deleža pojasnjene in nepojasnjene variance.

Kljub temu iz teoretičnega ozadja vrednosti Akaikejevega informacijskega kriterija (angl. Akaike Information Criterion, v nadaljevanju AIC) in Bayesovega informacijskega kriterija (angl. Bayesian information criterion, v nadaljevanju BIC) izhaja, da bližje kot je vrednost AIC in BIC ničli, boljše je ujemanje modela. V primeru mul3 modela je vrednost AIC enaka 10475, iz česar lahko v splošnem sklepamo, da bile bi za boljše prilaganje modela potrebne nadaljnje študije.

5.5 Napovedna sposobnost večnivojskega modela

Za določanje napovedne sposobnosti izbranega večnivojskega modela (mul3 model) smo testni nabor podatkov vnesli v večnivojski logistični model in njegovo napoved uspešnosti primerjali z vnaprej določeno klasifikacijo uspešnosti podjetij. Rezultati so prikazani na sliki 12 v obliki ROC krivulje. Kot smo zapisali v poglavju 4.5, lahko z integracijo krivulje ROC pridobimo površino pod ROC krivuljo oziroma vrednost AUC, ki predstavlja mero za sposobnost binarnega modela, da pravilno kategorizira opazovanje, kar v našem primeru pomeni, da pravilno kategorizira podjetje kot uspešno oziroma neuspešno.

Slika 12: Prikaz ROC krivulje večnivojskega modela



Vir: lastno delo.

Vrednost AUC za spodnjo ROC krivuljo (Slika 12) znaša 0,57. Višja vrednost AUC predstavlja višjo verjetnost, da model pravilno kategorizira opazovanje, pri čemer vrednost 1 predstavlja model, ki je sposoben pravilno kategorizirati vsa opazovanja. Iz vrednosti AUC

lahko sklepamo, da za zasnovan model obstaja 57 % verjetnost, da bo pravilno kategoriziral podjetje kot uspešno oziroma neuspešno na podlagi spremenljivk kakovosti.

S tem smo delno odgovorili na naše raziskovalno vprašanje, ki se navezuje na sposobnost pravilne kategorizacije kakovostnih in manj kakovostnih podjetij. S 57 % verjetnostjo pravilne kategorizacije podjetja je zasnovan večnivojski model v teoriji še vedno boljši od naključne kategorizacije podjetij, vendar razlika med verjetnostima ni velika. Za zvišanje vrednosti AUC bi model morali izboljšati, zato smo v naslednjem poglavju zbrali možne izboljšave modela.

5.6 Predlogi za nadaljnje študije in omejitve

Kot smo nakazali zgoraj, lahko iz absolutne vrednosti AIC sklepamo, da se predlagan večnivojski logistični model ne prilega popolnoma danemu naboru podatkov. Predlagan model bi bilo verjetno možno izboljšati z vpeljevanjem dodatnih spremenljivk in izboljšanjem kakovosti vstopajočih podatkov v model, vendar pa se je pri tem potrebno zavedati tudi omejitev, ki se s tem pojavijo.

Za nadaljnje študije bi bilo v model smiselno vključiti spremenljivko, ki bi vanj vpeljala informacijo o kapitalski strukturi posameznega podjetja. Kot spremenljivko za razvrščanje slovenskih podjetij glede na njihovo kakovost jo je že uporabil Marinšek (2021), kljub temu, da je Hsu, Kalesnik in Kose (2018) niso prepoznali kot kazalnik kakovosti.

Kot smo pisali zgoraj, je pri investicijah podjetij poleg donosnosti le-teh pomemben tudi način njihovega financiranja. Z vpeljavo dodatne spremenljivke bi tako pridobili vpogled v finančni vzvod, s katerim podjetje operira. Višina slednjega naj bi imela glede na literaturo vpliv na uspešnost podjetja. Poleg tega bi se z vključitvijo informacije o kapitalski strukturi morda izognili potrebi po vključitvi informacije o izdaji vrednostnih papirjev v model in ga s tem poenostavili.

Kot je razvidno iz tabele 1 in slike 8 so med podjetji v vzorcu z vidika velikosti obstajale velike razlike. V ta namen bi bilo v nadaljnjih študijah smiselno pri selekciji velikih slovenskih podjetij upoštevati vsaj dva kriterija velikosti, s čimer bi izboljšali homogenost nabora podatkov. Marinšek (2021) je pri klasifikaciji velikih slovenskih za prvotno selekcijo podjetij v vzorcu za kriterij uporabil število zaposlenih, povprečne prihodke in povprečno vrednost aktive, pri čemer so podjetja morala ustrezati vsaj dvema od kriterijev, da so bila klasificirana kot velika podjetja.

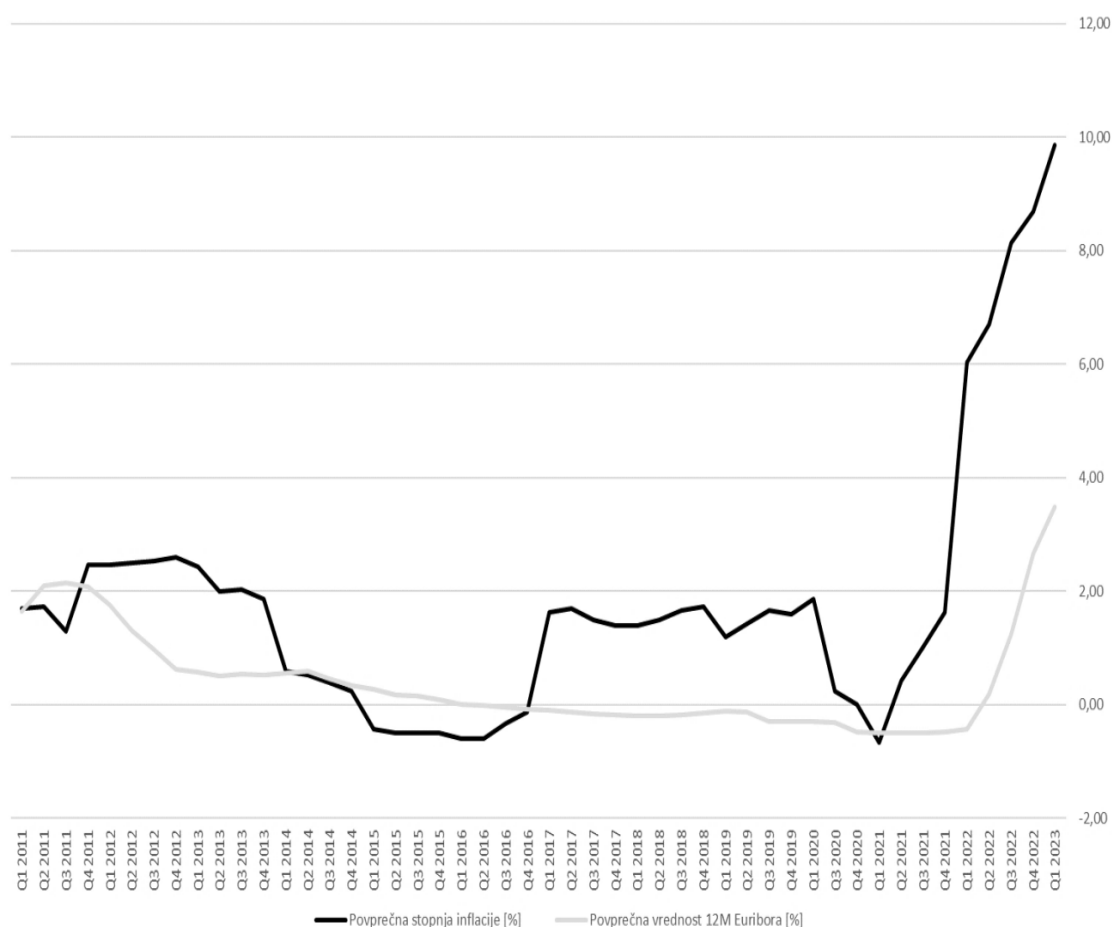
Prav tako bi bilo za nadaljnje študije v model smiselno vključiti pojasnjevalno spremenljivko donosnosti podjetja, za katero literatura predvideva zelo močno pozitivno povezanost z uspešnostjo podjetja. Takšne spremenljivke v obstoječ model nismo vključili zaradi definicije uspešnosti oziroma odvisne spremenljivke na osnovi kazalnika ROE, ki se načeloma uporablja ravno za merjenje dobičkonosnosti.

Iz raziskave avtorjev Ball, Gerakos, Linnainmaa in Nikolaev (2016) izhaja, da merjenje dobičkonosnosti prek operativnega dobička na denarni osnovi (angl. cash-based measure of operating profitability) bistveno izboljša napovedno moč donosnosti delnic podjetja in odpravi anomalijo, povezano z višino časovnih razmejitev podjetij. Z uporabo operativnega dobička na denarni osnovi bi potencialno lahko izboljšali prileganje modela in zasnovani model hkrati poenostavili z izločitvijo spremenljivke CR_B.

Toda po drugi strani bi bila za vključitev donosnosti kot pojasnjevalne spremenljivke potrebna tudi revizija definicije odvisne spremenljivke na osnovi finančnega kazalnika z nizko korelacijo s spremenljivko dobičkonosnosti ali na osnovi nefinančnega kazalnika, pri čemer bi bilo pred tem verjetno treba rešiti še problem nestandardiziranega merjenja le-tega med različnimi podjetji.

Poleg tega bi bilo smiselno model preizkusiti na podatkih iz leta 2022 in 2023 oziroma te dve leti dodati obstoječemu podatkovnemu naboru. Razlog za to je razviden iz slike 13, ki kaže, da je bila povprečna stopnja inflacije v obdobju od 2012 do 2021 bistveno nižja od inflacije letos in lani.

Slika 13: Gibanje povprečne stopnje inflacije med letom 2012 in 2023



Prirejeno po SURS (2023) in Euribor rates (2023).

Posledično so bile tudi obrestne mere v obdobju od 2011 do 2021 tako rekoč nične oziroma negativne, kar je za podjetja predstavljalo izjemno ugodne makroekonomske pogoje za financiranje investicij in nadaljnjo rast.

S pričetkom leta 2022 je prišlo tudi do začetka dvigovanja inflacije, na kar so delno vplivale posledice pandemije covid-19 in pričetek vojne v Ukrajini (Frick, 2022). Inflacija ima na podjetja več posrednih in neposrednih negativnih učinkov. Eden izmed njih je, da je dvig inflacije spodbudil centralne banke k zvišanju obrestnih mer (Slika 13), ki zvišujejo stroške posojil in posledično vplivajo na ceno investicij podjetij ter tako zvišujejo tudi njihovo zahtevano donosnost.

Kot sta pojasnila Ball in Cecchetti (1990), se zaradi inflacijskih pritiskov zvišujejo tudi cene vstopnih surovin, dela in storitev, kar vpliva na dvig operativnih stroškov in posledično na dobičkonosnost podjetij. Z vključitvijo podatkov za leto 2022 in 2023 bi tako preizkusili robustnost trenutnega modela v pogojih zaostrenih makroekonomskih razmer tako z vidika pojasnjevalne kot tudi z vidika napovedne moči.

V povezavi s pandemijo bi bilo za nadaljnje študije v model smiselno vključiti umetno spremenljivko, s katero bi v model vnesli informacijo o opazovanjih med obdobjem pandemije. Pandemija je namreč imela velik vpliv na vsakodnevno poslovanje podjetij, njihovo rast in investicije. Poleg tega so evropske države in evropska centralna banka z ukrepi kvantitativnega sproščanja (angl. quantitative easing) poskusile dvigniti ekonomsko aktivnost, s čimer so prav tako posegle v poslovanje podjetij (European Investment Bank, 2021). Vpliv pandemije in ukrepi kvantitativnega sproščanja tako za obstoječ model verjetno predstavljajo anomalijo, zato bi bila vpeljava umetne spremenljivke smiselna.

Pri tem je treba opozoriti, da dodajanje novih pojasnjevalnih spremenljivk ne privede vedno do izboljšanja modela. Z dodajanjem pojasnjevalnih spremenljivk namreč pripomoremo k problemu prevelikega prileganja (angl. overfitting) modela določenemu podatkovnemu naboru, kar naredi model neuporaben pri uporabi drugega nabora podatkov in privede do napačnih zaključkov o vplivu pojasnjevalnih spremenljivk na odvisno spremenljivko (Hastie, Tibshirani & Friedman, 2009).

Informacijska kriterija AIC in BIC sta zgrajena tako, da vključujeta tudi informacijo o številu spremenljivk in tako kaznujeta dodajanje novih spremenljivk v model. Kot izvira iz enačbe 20, povečevanje števila spremenljivk zvišuje vrednost AIC, kar signalizira slabše prileganje modela danemu podatkovnemu naboru (Akaike, 1974).

$$AIC = -2 \ln(\hat{L}) + 2k \quad (20)$$

Pri čemer je:

- $\hat{L}$ maksimalna vrednost verjetnostne funkcije modela,
- k število ocenjenih parametrov v modelu.

Poleg tega z dodajanjem nesmiselnih pojasnjevalnih spremenljivk, ki v literaturi nimajo pojasnjene povezave z odvisno spremenljivko, zvišujemo možnost pojava Freedmanovega paradoksa, kjer se vsebinsko nesmiselne pojasnjevalne spremenljivke tekom empirične analize izkažejo za statistično značilne in raziskovalce vodijo do napačnih zaključkov (Freedman, 1983). Zaradi zgoraj omenjenih razlogov je pri snovanju modela treba zagotoviti ustrezno teoretično podlago za vključitev spremenljiv v model (Burnham & Anderson, 2002), pri vključevanju pa slediti načelom skromnosti (angl. Principle of Parsimony), ki predvidevajo izgradnjo modelov z najmanjšim možnim številom pojasnjevalnih spremenljivk.

SKLEP

V magistrskem delu smo s pregledom literature definirali aspekte kakovosti podjetij, in sicer: kakovost računovodskega poročanja, stopnjo investicij podjetja in velikost podjetja. Na podlagi teh aspektov smo definirali večnivojski logistični model, v katerem so pojasnjevalne spremenljivke predstavljale stopnjo časovnih razmejitev, stopnjo rasti sredstev in višino sredstev podjetja.

Analizo večnivojskega modela s podatki velikih slovenskih podjetij med letoma 2011 in 2021, pridobljenimi iz AJPEŠ-a, smo izvedli v treh korakih, s katerimi smo preverjali smiselnost vključevanja posameznih slučajnih in fiksnih vplivov oziroma pojasnjevalnih spremenljivk v večnivojski model. V prvotni večnivojski model je bil vključen le slučajni vpliv panoge, čemur je v drugem koraku sledila vključitev slučajnega vpliva podjetja. V tretjem koraku smo poleg slučajnih vplivov panoge in podjetja vključili še fiksne vplive pojasnjevalnih spremenljivk. Nato smo smiselnost vključitve obeh slučajnih vplivov in vseh fiksnih vplivov v večnivojski model preverili s testom ANOVA. Ta je tako za slučajne kot tudi fiksne vplive potrdil smiselnost vključitve le-teh.

Rezultati regresijske analize končnega večnivojskega pojasnjevalnega modela mul3 so pokazali na pozitiven vpliv stopnje investicij na verjetnost klasifikacije podjetja kot uspešnega. Za velikost podjetja in kakovost računovodskega podjetja se je izkazalo, da imata negativen vpliv na verjetnost klasifikacije podjetja kot uspešnega. Absolutno gledano je imela stopnja investicij največji vpliv na verjetnost klasifikacije podjetja kot uspešnega. Vplivi vseh pojasnjevalnih spremenljivk so bili močno statistično značilni.

Preizkus napovedne sposobnosti predlaganega večnivojskega modela s testnim naborom podatkov je pokazal, da za večnivojski logistični model obstaja 57 % verjetnost pravilne kategorizacije uspešnosti podjetij. To v praksi pomeni, da je napovedna sposobnost modela še vedno boljša od naključne kategorizacije podjetij, a razlika med njima ni velika.

Kljub močno statistično značilnim rezultatom spremenljivk se pojasnjevalni model glede na vrednost informacijskega kriterija AIC podatkom ne prilega popolnoma. Na pomanjkljivost modela nakazuje tudi izmerjena napovedna sposobnost večnivojskega modela, zato smo za

nadaljnje študije predlagali izboljšave, za katere predvidevamo, da bi izboljšale prileganje večnivojskega modela podatkom, izboljšale njegovo napovedno sposobnost in obenem večnivojski logistični model v nekaterih primerih poenostavile.

LITERATURA IN VIRI

1. Agrawal, A., Jaffe, J. F. & Mandelker, G. N. (1992). The Post-Merger Performance of Acquiring Firms: A Re-examination of an Anomaly. *The Journal of Finance*, 47(4), 1605–1621. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04674.x>
2. Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
3. Aliabadi, S., Dorestani, A. & Balsara, N. (2013). The Most Value Relevant Accounting Performance Measure by Industry. *Journal of Accounting and Finance*, 13(1), 22–34.
4. Ball, R., Gerakos, J., Linnainmaa, J. T. & Nikolaev, V. V. (2015). Deflating profitability. *Journal of Financial Economics*, 117(2), 225–248. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2015.02.004>
5. Ball, R., Gerakos, J., Linnainmaa, J. T. & Nikolaev, V. (2016). Accruals, Cash Flows, and Operating Profitability in the Cross Section of Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, 121(1), 28–45. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2016.03.002>
6. Ball, L. & Cecchetti, S. G. (1990). Inflation and Uncertainty at Long and Short Horizons. *Brookings Papers on Economic Activity*, 21(1), 215–245. <https://doi.org/10.2307/2534528>
7. Banz, R. W. (1981). The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of Financial Economics*, 9(1), 3–18. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(81\)90018-0](https://doi.org/10.1016/0304-405X(81)90018-0)
8. Bates, D., Mächler, M., Bolker, B. & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1), 1–48. <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
9. Berggrun, L., Cardona, E. & Lizarzaburu, E. (2019). Firm profitability and expected stock returns: Evidence from Latin America. *Research in International Business and Finance*, 51. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101119>
10. Bhandari, L. C. (1988). Debt/Equity Ratio and Expected Common Stock Returns: Empirical Evidence. *The Journal of Finance*, 43(2), 507–528. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1988.tb03952.x>
11. Black, F., Jensen, M. C. & Scholes, M. (1972). Theory of Capital Markets. V M.C. Jensen (ur.), *The Capital Asset Pricing Model: Some Empirical Tests* (str. 79–121). New York: Praeger Publishers.
12. Brown, D. & Laverick, S. (1994). Measuring corporate performance. *Long Range Planning*, 27(4), 89–98. [https://doi.org/10.1016/0024-6301\(94\)90059-0](https://doi.org/10.1016/0024-6301(94)90059-0)
13. Burnham, K. P. & Anderson, D. R. (2002). *Model Selection and Multimodel Inference*. New York: Springer.

14. Carhart, M. M. (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance. *The Journal of Finance*, 52(1), 57–82. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03808.x>
15. Centralna Klirinško Depotna družba Delniška družba–KDD. (brez datuma). Iskalnik po vrednostnih papirjih. Pridobljeno 20. novembra 2022 iz <https://www.kdd.si/vrednostni-papirji/iskalnik-po-vp>
16. Chambers, J. M. & Hastie, T. J. (1992). *Statistical Models in S*. Pacific Grove: Wadsworth & Brooks/Cole.
17. Chan, K., Chan, L. K. C., Jegadeesh, N. & Lakonishok, J. (2006). Earnings Quality and Stock Returns. *The Journal of Business*, 79(3), 1041–1082. <http://dx.doi.org/10.1086/500669>
18. Chandler, A. D. (1977). *The Visible hand : the managerial revolution in American business*. Cambridge: Harvard University Press.
19. Chen, S. & Dodd, J. L. (1997). Economic Value Added (EVA(TM)): An Empirical Examination Of A New Corporate Performance Measure. *Journal of Managerial Issues*, 9(3), 318–333.
20. Churet, C. & Eccles, R. G. (2014). Integrated Reporting, Quality of Management, and Financial Performance. *Journal of Applied Corporate Finance*, 26(1), 56–64. <https://doi.org/10.1111/jacf.12054>
21. Cooper, M. J., Gulen, H. & Schill, M. J. (2008). Asset Growth and the Cross-Section of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 63(4), 1609–1651. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01370.x>
22. Damodaran, A. (2007). Return on Capital (ROC), Return on Invested Capital (ROIC) and Return on Equity (ROE): Measurement and Implications. *SSRN Electronic Journal*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1105499>
23. Davis, P. (2019, 18. marec). *What Is Quality? (Summary)*. Pridobljeno 2. aprila 2023 iz <https://www.cfainstitute.org/en/research/financial-analysts-journal/2019/ip-what-is-quality>
24. Dechow, P. M., Sloan, R. G. & Sweeney, A. P. (1996). Causes and Consequences of Earnings Manipulation: An Analysis of Firms Subject to Enforcement Actions by the SEC. *Contemporary Accounting Research*, 13(1), 1–36. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1911-3846.1996.tb00489.x>
25. Dobbs, R. & Koller, T. (2005, 1. marec). *Measuring long-term performance*. Pridobljeno 12. marca 2023 iz <https://www.mckinsey.com/capabilities/strategy-and-corporate-finance/our-insights/measuring-long-term-performance>
26. Doz, Y. & Prahalad, C. K. (1988). *Quality of Management: An Emerging Source of Global Competitive Advantage*. Routledge.
27. Eccles, R. & Pyburn, P. (1992). Creating a comprehensive system to measure performance. *Management Accounting*, 74(4), 41–44.
28. Euribor rates. (2023). *Euribor*. Pridobljeno 10. junija 2023 iz <https://www.euribor-rates.eu/en/>

29. European Investment Bank. (2021). *EIB Investment Report 2020/2021: Building a smart and green Europe in the COVID-19 era*. Pridobljeno 15. aprila iz <https://www.eib.org/en/publications/investment-report-2020.htm>
30. Fama, E. F. & French, K. R. (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*, 47(2), 427–465. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04398.x>
31. Fama, E. F. & French, K. R. (1996). Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies. *The Journal of Finance*, 51(1), 55–84. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1996.tb05202.x>
32. Fama, E. F. & French, K. R. (2004). The Capital Asset Pricing Model: Theory and Evidence. *The Journal of Economic Perspectives*, 18(3), 25–46. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.440920>
33. Fama, E. F. & French, K. R. (2012). Size, value, and momentum in international stock returns. *Journal of Financial Economics*, 105(3), 457–472. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2012.05.011>
34. Fama, E. F. & French, K. R. (2015). A Five-Factor Asset Pricing Model. *Journal of Financial Economics*, 116(1), 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.10.010>
35. Fama, E. F. & French, K. R. (2016). Dissecting Anomalies with a Five-Factor Model. *The Review of Financial Studies*, 29(1), 69–103. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhv043>
36. Fawcett, T. (2006). An Introduction to ROC Analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
37. Fox, J. & Weisberg, S. (2018). Visualizing Fit and Lack of Fit in Complex Regression Models with Predictor Effect Plots and Partial Residuals. *Journal of Statistical Software*, 87(9), 1–27. <https://doi.org/10.18637/jss.v087.i09>
38. Fox, J. & Weisberg, S. (2019). *An R Companion to Applied Regression* (3. izd.). Sage.
39. Frank, M. Z. & Goyal, V. K. (2009). Capital Structure Decisions: Which Factors Are Reliably Important?. *Financial Management*, 38(1), 1–37. <https://doi.org/10.1111/j.1755-053X.2009.01026.x>
40. Freedman, D. A. (1983). A Note on Screening Regression Equations. *The American Statistician*, 37(2), 152–155. <https://doi.org/10.1007/s10463-009-0234-4>
41. Frick, W. (2022). *What Causes Inflation?*. Pridobljeno 16. januarja 2023 iz <https://hbr.org/2022/12/what-causes-inflation>
42. Geroski, P. A. & Jacquemin, A. (1988). The Persistence of Profits: A European Comparison. *The Economic Journal*, 98(391), 375–389. <https://doi.org/10.2307/2233373>
43. Ghoshal, S. & Bartlett, C. A. (1994). Linking organizational context and managerial action: The dimensions of quality of management. *Strategic Management Journal*, 15(S2), 91–112. <https://doi.org/10.1002/smj.4250151007>
44. Goldstein, H., Browne, W. & Rasbash, J. (2002). Partitioning Variation in Multilevel Models. *Understanding Statistics*, 1(4), 223–231. https://doi.org/10.1207/S15328031US0104_02

45. Goldstein, H. (2010). *Multilevel Statistical Models* (4. izd.). Toronto: John Wiley & Sons.
46. Goswami, G., Noe, T. & Rebello, M. (1995). Debt Financing under Asymmetric Information. *The Journal of Finance*, 50(2), 633–659. <https://doi.org/10.2307/2329422>
47. Hastie, T., Tibshirani, R. & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. New York: Springer.
48. Hosmer, D. W., Lemeshow, S. & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression*. Toronto: John Wiley & Sons.
49. Hou, K., Xue, C. & Zhang, L. (2014). Digesting Anomalies: An Investment Approach. *The Review of Financial Studies*, 28(3), 650–705. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhu068>
50. Hsu, J. C., Kalesnik, V. & Kose, E. (2018). What Is Quality?. *Financial Analysts Journal*, 75(2), 44–61. <https://doi.org/10.1080/0015198X.2019.1567194>
51. Hsu, J. C., Kalesnik, V. & Viswanathan, V. (2015). A Framework for Assessing Factors and Implementing Smart Beta Strategies. *The Journal of Index Investing*, 6(1), 89–97. <https://doi.org/10.3905/jii.2015.2015.1.035>
52. Ittner, C. D. & Larcker, D. F. (2003). Coming up short on nonfinancial performance measurement. *Harvard business review*, 81(11), 88–139.
53. Jegadeesh, N. & Titman, S. (1993). Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency. *The Journal of Finance*, 48(1), 65–91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb04702.x>
54. Kaplan, R. & Norton, D. (1992, januar). *The Balanced Scorecard—Measures That Drive Performance*. Pridobljeno 5. decembra 2022 iz <https://hbr.org/1992/01/the-balanced-scorecard-measures-that-drive-performance-2>
55. Kaetzler, B., Kordestani, K. & MacLean, A. (2019). *The secret ingredient of successful big deals: Organizational health*. Pridobljeno 16. januarja 2023 iz <https://www.veruspartners.net/wp-content/uploads/2019/07/The-secret-ingredient-of-successful-big-deals-organizational-health-VF2.pdf>
56. Lintner, J. (1965). Security Prices, Risk, And Maximal Gains From Diversification. *The Journal of Finance*, 20(4), 587–615. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1965.tb02930.x>
57. Loughran, T. & Ritter, J. R. (1995). The New Issues Puzzle. *The Journal of Finance*, 50(1), 23–51. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1995.tb05166.x>
58. Lumpkin, G. T. & Dess, G. G. (1996). Clarifying the Entrepreneurial Orientation Construct and Linking It to Performance. *The Academy of Management Review*, 21(1), 135–172. <https://doi.org/10.2307/258632>
59. Maio, P. & Santa-Clara, P. (2012). Multifactor models and their consistency with the ICAPM. *Journal of Financial Economics*, 106(3), 586–613. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2012.07.001>
60. Marinšek, D. (2021). Klasifikacija slovenskih podjetij skozi njihove računovodske izkaze. T. Redek (ur.), *Izzivi podjetij, države in družbe v uresničevanju odgovornosti za trajnostni razvoj* (str. 100–113). Ljubljana: Ekonomska fakulteta.

61. Markowitz, H. M. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
62. Merton, R. C. (1973). An Intertemporal Capital Asset Pricing Model. *Econometrica*, 41(5), 867–887. <https://doi.org/10.1111/10.2307/1913811>
63. Modigliani, F. & Miller, M. H. (1958). The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment. *The American Economic Review*, 48(3), 261–297. <https://doi.org/10.1080/17446540802345448>
64. Modigliani, F. & Miller, M. H. (1963). Corporate Income Taxes and the Cost of Capital: A Correction. *The American Economic Review*, 53(3), 433–443.
65. Mossin, J. (1966). Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*, 34(2), 768–783. <https://doi.org/10.2307/1910098>
66. Mullins, D. W. (1982, januar). *Does the capital asset pricing model work?*. Pridobljeno 12. decembra 2022 iz <https://hbr.org/1982/01/does-the-capital-asset-pricing-model-work>
67. Myers, S. C. (1984). The Capital Structure Puzzle. *The Journal of Finance*, 39(3), 574–592. <http://dx.doi.org/10.2307/2327916>
68. Novy-Marx, R. (2013). The Other Side of Value: The Gross Profitability Premium. *Journal of Financial Economics*, 108(1), 1–28. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2013.01.003>
69. O'Reilly, C. A., Caldwell, D. F., Chatman, J. A. & Doerr, B. (2014). The Promise and Problems of Organizational Culture. *Group & Organization Management*, 39(6), 595–625. <https://doi.org/10.1177/1059601114550713>
70. Perold, A. F. (2004). The Capital Asset Pricing Model. *The Journal of Economic Perspectives*, 18(3), 3–24. <https://doi.org/10.1257/0895330042162340>
71. Pfeffer, J. & Salancik, G. R. (1978). *The External Control of Organizations: A Resource Dependence Perspective*. Redwood City: Stanford University Press.
72. Rajan, R. G. & Zingales, L. (1995). What Do We Know about Capital Structure? Some Evidence from International Data. *The Journal of Finance*, 50(5), 1421–1460. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1995.tb05184.x>
73. Ramezani, C. A., Soenen, L. & Jung, A. (2002). Growth, Corporate Profitability, and Value Creation. *Financial Analysts Journal*, 58(6), 56–67. <https://doi.org/10.2139/ssrn.304880>
74. Raudenbush, S. W. & Bryk, A. S. (2002). *Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods*. Washington DC: Sage.
75. Richardson, S. A., Sloan, R. G., Soliman, M. T. & Tuna, I. (2005). Accrual reliability, earnings persistence and stock prices. *Journal of Accounting and Economics*, 39(3), 437–485. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2005.04.005>
76. Salas, C. (2021, 8. oktober). *The Evolution of Fundamental Scoring Models and Machine Learning Implications*. Pridobljeno 1. junija iz <https://www.cfauk.org/pi-listing/man-machine-the-evolution-of-fundamental-scoring-models-and-ml-implications#gsc.tab=0>

77. Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425–442. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>
78. Shmueli, G. (2010). To Explain or to Predict?. *Statistical Science*, 25(3), 289–310. <https://doi.org/10.1214/10-STS330>
79. Silva, C. E., Lopes, I. C., Correia, A. & Faria, S. (2020). A logistic regression model for consumer default risk. *Journal of applied statistics*, 47(13), 2879–2894. <https://doi.org/10.1080/02664763.2020.1759030>
80. Sing, T., Sander, O., Beerenwinkel, N. & Lengauer, T. (2005). ROCr: visualizing classifier performance in R. *Bioinformatics*, 21(20), 7881. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bti623>
81. Slapničar, S. (2001). *Diskrecijska izbira pri računovodskem poročanju: empirična preverba konceptualnega modela za Slovenijo* (doktorska disertacija). Maribor: Ekonomsko-poslovna fakulteta.
82. Sloan, R. G. (1996). Do Stock Prices Fully Reflect Information in Accruals and Cash Flows about Future Earnings?. *The Accounting Review*, 71(3), 289–315.
83. Slovenski državni holding – SDH. (2023). *Seznam naložb*. Pridobljeno 13. maja 2023 iz <https://www.sdh.si/sl-si/upravljanje-nalozb/seznam-nalozb>
84. Statistični urad Republike Slovenije – SURS. (2023). *SiStat- Indeks inflacije, Slovenija, mesečno*. Pridobljeno 10. maja 2023 iz <https://pxweb.stat.si/SiStatData/pxweb/sl/Data/-/H281S.px/>
85. Storey, D. J. (1994). *Understanding The Small Business Sector*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315544335>
86. Titman, S., Wei, K. C. J. & Xie, F. (2004). Capital Investments and Stock Returns. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 39(4), 677–700. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.268538>
87. Treynor, J. L. (1961). Toward a Theory of Market Value of Risky Assets. Neobjavljeno.
88. Tuszynski, J. (2021). caTools: Tools: Moving Window Statistics, GIF, Base64, ROC AUC, etc. Pridobljeno 9. junija iz <https://CRAN.R-project.org/package=caTools>
89. Venables, W. N. & Ripley, B. D. (2002). *Modern Applied Statistics with S* (4. izd.). New York: Springer.
90. Wagner, H. (2004). Internationalization speed and cost efficiency: evidence from Germany. *International Business Review*, 13(4), 447–463. <https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2004.05.001>
91. Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. New York: Springer.
92. Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L. D., François, R., Grolemund, G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T. L., Miller, E., Bache, S. M., Müller, K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D. P., Spinu, V., ... & Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686. <https://doi.org/10.21105/joss.01686>
93. Wickham, H., François, R., Henry, L., Müller, K. & Vaughan, D. (2023). *dplyr: A Grammar of Data Manipulation*. Pridobljeno 3. junija iz <https://dplyr.tidyverse.org>

94. Wood, E. H. (2006). The internal predictors of business performance in small firms: A logistic regression analysis. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 13(3), 441–453. <https://doi.org/10.1108/14626000610680299>

PRILOGE

Priloga 1: Uporabljeni programska koda

Knjižnice

```
library(readxl)

library(lme4)

## Loading required package: Matrix

library(tidyverse)

## — Attaching core tidyverse packages — tidyverse 2.0.0 —
## ✓ dplyr      1.1.1      ✓ readr      2.1.4
## ✓ forcats    1.0.0      ✓ stringr    1.5.0
## ✓ ggplot2     3.4.2      ✓ tibble     3.2.1
## ✓ lubridate  1.9.2      ✓ tidyr      1.3.0
## ✓ purrr       1.0.1
## — Conflicts — tidyverse_conflicts() —
## ✗ tidyr::expand() masks Matrix::expand()
## ✗ dplyr::filter() masks stats::filter()
## ✗ dplyr::lag()     masks stats::lag()
## ✗ tidyr::pack()    masks Matrix::pack()
## ✗ tidyr::unpack() masks Matrix::unpack()
## i Use the conflicted package (<http://conflicted.r-lib.org/>) to force all conflicts to become errors

library(caTools)

library(effects)

## Loading required package: carData

## lattice theme set by effectsTheme()
## See ?effectsTheme for details.

library(dplyr)

library(MASS)

##
## Attaching package: 'MASS'

## The following object is masked from 'package:dplyr':
##
##      select

library(car)

##
## Attaching package: 'car'
```

```
## The following object is masked from 'package:dplyr':
##
##      recode

## The following object is masked from 'package:purrr':
##
##      some
```

Uvoz podatkov v programsko okolje R

```
podatki<-read_excel("C:/~/Desktop/Podatki MAG/Podatki.xlsx",sheet = "poda
tki")
podatki<-na.omit(podatki)
```

Izračun mediane ROE, ter kvartilov in kvartilnih razmikov pojasnjevalnih spremenljivk

```
mediana<-median(podatki$ROE, na.rm = FALSE)
podatki$uspesnost[podatki$ROE>=mediana]<-1

## Warning: Unknown or uninitialised column: `uspesnost`.

podatki$uspesnost[podatki$ROE<mediana]<-0

quart_CR<-quantile(podatki$CR)
quart_RS<-quantile(podatki$RS)
quart_VP<-quantile(podatki$VP)
IQR_CR<-IQR(podatki$CR)
IQR_RS<-IQR(podatki$RS)
IQR_VP<-IQR(podatki$VP)
low_CR<-quart_CR[2]-1.5*IQR_CR
upp_CR<-quart_CR[4]+1.5*IQR_CR
low_RS<-quart_RS[2]-1.5*IQR_RS
upp_RS<-quart_RS[4]+1.5*IQR_RS
low_VP<-quart_VP[2]-1.5*IQR_VP
upp_VP<-quart_VP[4]+1.5*IQR_VP
```

Odstranjevanje osamelcev

```
podatki_1<-subset(podatki, podatki$CR>low_CR & podatki$CR<upp_CR)
podatki_2<-subset(podatki_1, podatki_1$RS>low_RS & podatki_1$RS<upp_RS)
podatki_3<-subset(podatki_2, podatki_2$VP>low_VP & podatki_2$VP<upp_VP)
```

Zasnova izhodiščnega pojasnjevalnega modela

```
model_basic<-glm(uspesnost ~ VP + RS + CR, data = podatki_3,family = "bi
nomial")
summary(model_basic)

##
## Call:
## glm(formula = uspesnost ~ VP + RS + CR, family = "binomial",
##      data = podatki_3)
##
```

```
## Deviance Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.0497  -1.0824  -0.6212   1.1091   2.0871
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)  1.077e-01  3.679e-02   2.928  0.00341 **
## VP          -1.966e-08  2.097e-09  -9.373 < 2e-16 ***
## RS           3.812e+00  1.713e-01  22.256 < 2e-16 ***
## CR           2.372e+00  2.612e-01   9.081 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 13142  on 9479  degrees of freedom
## Residual deviance: 12296  on 9476  degrees of freedom
## AIC: 12304
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Identifikacija in odstranjevanje osamelcev s pomembnim vplivom

```
stud_resids <- studres(model_basic)
podatki_3 <- cbind(podatki_3, stud_resids)
podatki_4 <- subset(podatki_3, abs(stud_resids)<3)
```

Oblikovanje umetne spremenljivke CR_B in standardizacija spremenljivk RS in VP

```
podatki_4$CRb[abs(podatki_4$CR)>=0.1]<-1
podatki_4$CRb[abs(podatki_4$CR)<0.1]<-0

podatki_5<-podatki_4
podatki_5$RS<-scale(podatki_5$RS)
podatki_5$VP<-scale(podatki_5$VP)
```

Zasnova večnivojskega modela mul1

```
model_mul1<-glmer(uspesnost ~ (1|podatki_5$`SKD2008_N1_#`), data = podatki_5, family = "binomial")
summary(model_mul1)

## Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
## Approximation) [glmerMod]
## Family: binomial ( logit )
## Formula: uspesnost ~ (1 | podatki_5$`SKD2008_N1_#`)
##      Data: podatki_5
##
##      AIC      BIC    logLik deviance df.resid
## 12976.5 12990.8 -6486.2 12972.5     9478
##
## Scaled residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.3037 -0.9815 -0.5782  0.9609  1.7295
```

```
##
## Random effects:
##   Groups                Name      Variance Std.Dev.
## podatki_5$`SKD2008_N1_#` (Intercept) 0.6865   0.8286
## Number of obs: 9480, groups:  podatki_5$`SKD2008_N1_#`, 17
##
## Fixed effects:
##               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)  -0.2143      0.2127  -1.008   0.314
```

Zasnova večnivojskega modela mul2

```
model_mul2<-glmer(uspesnost ~ (1|podatki_5$Maticna)+(1|podatki_5$`SKD2008_N1_#`), data = podatki_5,family = "binomial")
summary(model_mul2)
```

```
## Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
## Approximation) [glmerMod]
## Family: binomial ( logit )
## Formula: uspesnost ~ (1 | podatki_5$Maticna) + (1 | podatki_5$`SKD2008_N1_#`)
## Data: podatki_5
##
##      AIC      BIC   logLik deviance df.resid
## 11047.3 11068.8 -5520.7 11041.3     9477
##
## Scaled residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.5170 -0.6540 -0.2379  0.6473  2.7407
##
## Random effects:
##   Groups                Name      Variance Std.Dev.
## podatki_5$Maticna      (Intercept) 2.8849   1.6985
## podatki_5$`SKD2008_N1_#` (Intercept) 0.5215   0.7221
## Number of obs: 9480, groups:
## podatki_5$Maticna, 1041; podatki_5$`SKD2008_N1_#`, 17
##
## Fixed effects:
##               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)  -0.2311      0.2289  -1.009   0.313
```

Zasnova večnivojskega modela mul3

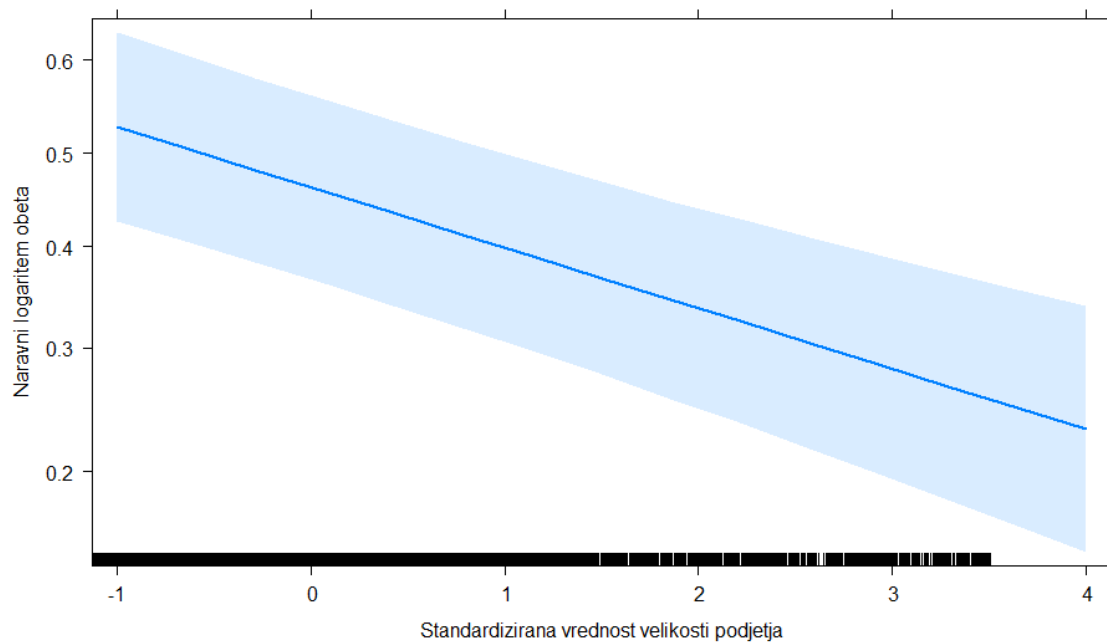
```
model_mul3<-glmer(uspesnost ~ VP + CRb + RS+ (1|podatki_5$Maticna) + (1|podatki_5$`SKD2008_N1_#`), data = podatki_5,family = "binomial")
summary(model_mul3)
```

```
## Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
## Approximation) [glmerMod]
## Family: binomial ( logit )
## Formula:
## uspesnost ~ VP + CRb + RS + (1 | podatki_5$Maticna) + (1 | podatki_5$`SKD2008_N1_#`)
## Data: podatki_5
```

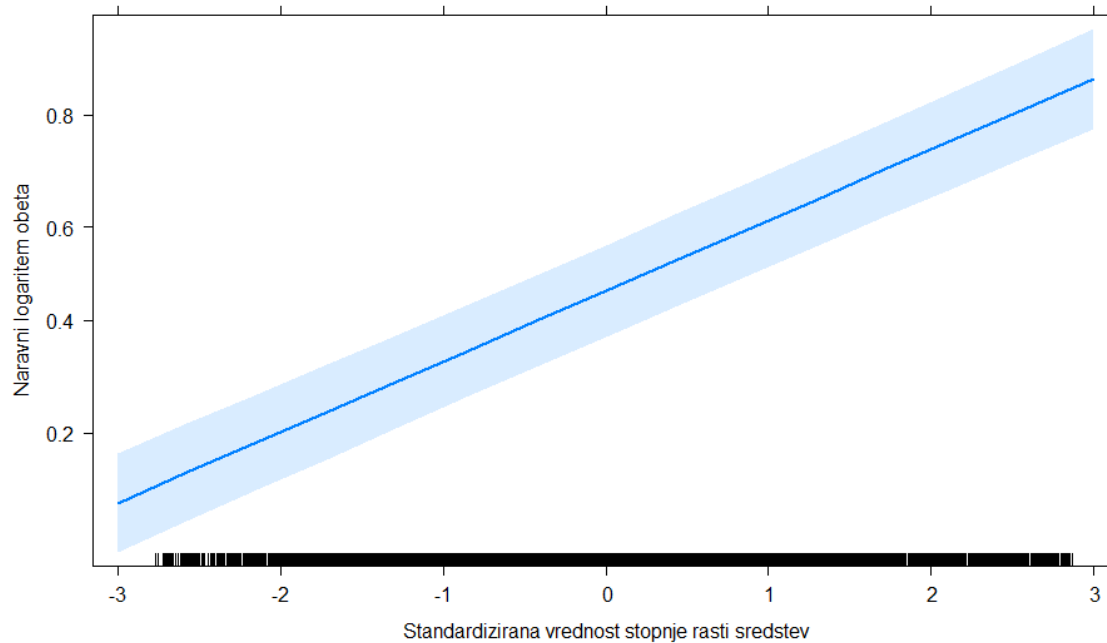
```
##
##      AIC      BIC   logLik deviance df.resid
## 10569.4 10612.4 -5278.7 10557.4     9474
##
## Scaled residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -4.8803 -0.5919 -0.1780  0.5922  5.1068
##
## Random effects:
##   Groups                Name      Variance Std.Dev.
## podatki_5$Maticna      (Intercept) 2.7840   1.669
## podatki_5$`SKD2008_N1_#` (Intercept) 0.3844   0.620
## Number of obs: 9480, groups:
## podatki_5$Maticna, 1041; podatki_5$`SKD2008_N1_#`, 17
##
## Fixed effects:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -0.10883    0.20500  -0.531   0.5955
## VP          -0.26366    0.04685  -5.628 1.82e-08 ***
## CRb         -0.13924    0.06268  -2.221  0.0263 *
## RS           0.61582    0.02967  20.752 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Correlation of Fixed Effects:
##      (Intr) VP      CRb
## VP   -0.029
## CRb  -0.092  0.014
## RS   0.008 -0.105  0.059
```

Vizualizacija vplivov pojasnjevalnih spremenljivk

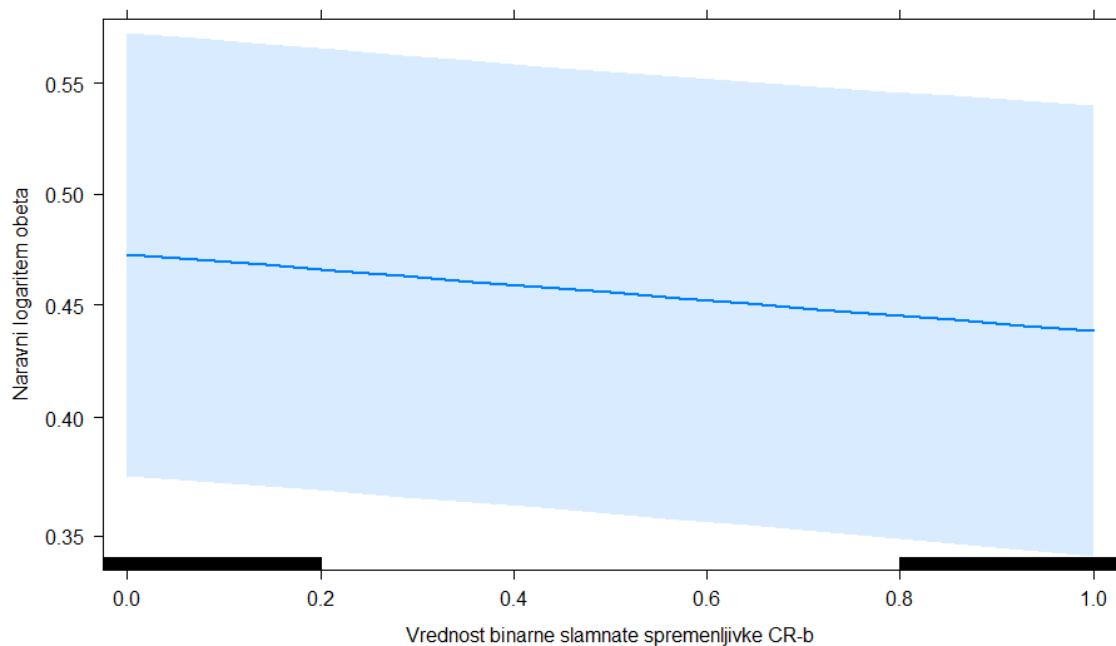
```
plot(effect("VP",model_mul3), xlab = "Standardizirana vrednost velikosti
podjetja", ylab = "Naravni logaritem obeta",main="")
```



```
plot(effect("RS",model_mul33), xlab = "Standardizirana vrednost stopnje rasti sredstev", ylab = "Naravni logaritem obeta",main="")
```



```
plot(effect("CRb",model_mul33), xlab = "Vrednost binarne slamnate spremembe CR-b", ylab = "Naravni logaritem obeta",main="")
```



Izvedba testa ANOVA

```
anova(model_mul1, model_mul2, model_mul3)

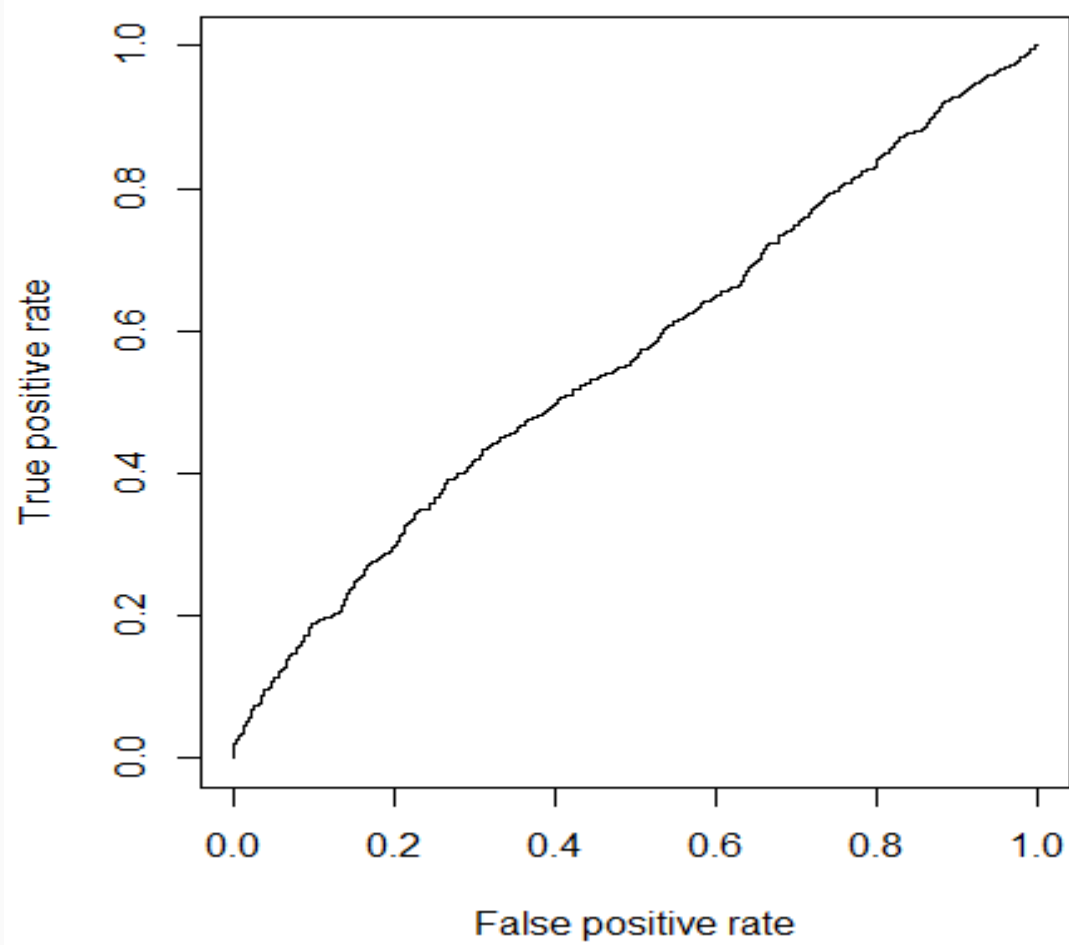
## Data: podatki_5
## Models:
## model_mul1: uspesnost ~ (1 | podatki_5$`SKD2008_N1_#`)
## model_mul2: uspesnost ~ (1 | podatki_5$Maticna) + (1 | podatki_5$`SKD2008_N1_#`)
## model_mul3: uspesnost ~ VP + CRb + RS + (1 | podatki_5$Maticna) + (1 | podatki_5$`SKD2008_N1_#`)
##
```

	npar	AIC	BIC	logLik	deviance	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
## model_mul1	2	12976	12991	-6486.2	12972			
## model_mul2	3	11047	11069	-5520.7	11041	1931.13	1	< 2.2e-16 **
## model_mul3	6	10569	10612	-5278.7	10557	483.88	3	< 2.2e-16 **

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Izvedba testa napovedne sposobnosti modela

```
model_mul3_t<-glmer(uspesnost ~ VP + CRb + RS+ (1|train$Maticna) + (1|train$`SKD2008_N1_#`), data = train,family = "binomial")
probabilities_mul<-predict(model_mul3_t,newdata=test, type="response")
p <- predict(model_mul3_t, newdata=test, type="response")
pr <- prediction(as.numeric(p), as.numeric(test$uspesnost))
prf <- performance(pr, measure = "tpr", x.measure = "fpr")
plot(prf)
```



```
auc <- performance(pr, measure = "auc")
auc <- auc@y.values[[1]]
auc
[1] 0.5656175
```