

# STARTUOLIŲ PRADINIO VIEŠO SIŪLYMO (IPO) RIZIKOS IR PLĖTROS POTENCIALO VERTINIMAS

Vaiva Niūklytė, vadovė prof. dr. Dalia Krikščiūnienė

*Vilniaus universitetas, Kauno fakultetas, Socialinių mokslų ir taikomosios informatikos institutas*

## Anotacija

Startuolių tipo įmonės tampa reikšminga modernios ekonomikos dalimi, tačiau jų sėkmės istorijos neretai lydimos nemažo kiekio nesėkmių, pripažįstamų netrukus po sėkmingu vertinto IPO investavimo proceso. Šiame straipsnyje pristatoma teorinė ir eksperimentinė pradinio viešo siūlymo (IPO) sėkmės ir rizikos veiksnių analizė. Apibendrinamos mokslinėje literatūroje identifiкуotos rizikos kategorijos ir indikatoriai. Remiantis teorine analize ir taikant mašininio mokymo intelektualinius skaičiavimų metodus atliktas eksperimentinis tyrimas, pasitelkiant Rapidminer (2021) skaičiavimo aplinką. Pasiūlytas IPO rizikos veiksnių vertinimo duomenimis grindžiamas koncepcinis modelis. Didžiausią rizikos prognozavimo tikslumą padėjo pasiekti nuosekliai išdidintų medžių 84 % (angl. Gradient boosted tree, GBT). giliojo mokymosi 81 % (angl. Deep learning, DL) bei atsitiktinai išskirstyto miškas 80 % (angl. Random distributed forest, RDF) skaičiavimo metodai. Modelis buvo pritaikytas naujos, IPO procesą inicijuojančios įmonės rizikai vertinti.

## IVADAS

**Temos aktualumas:** pirminis viešas siūlymas, žymimas trumpiniu IPO, yra svarbus žingsnis kiekvienai augančiai įmonei, kadangi suteikia galimybę prisitraukti kapitalo tolimesniam augimui, didina investuotojų pasitikėjimą ir leidžia būti greičiau pastebėtiems konkurencingoje rinkoje. Deja, ne visi IPO yra sėkmingi ir nėra nei vieno, kuris būtų atliktas be jokios rizikos. Yra sukurtas ne vienas įmonių rizikos bei investicinės grąžos vertinimo būdas, pavyzdžiui kapitalo turto kainodaros modelis (angl. Capital Asset Pricing Model), arba arbitražo kainodaros teorija (angl. Arbitrage Pricing Theory). Tačiau bendro sutarimo dėl geriausio metodo startuoliams vertinti nėra, kadangi juos charakterizuojančios informacijos kiekis dėl mažo įmonių dydžio ir trumpos gyvavimo istorijos yra nepakankamas klasikinių vertinimo metodų taikymui. Moksliniuose darbuose rekomenduojama tirti įvairius IPO rizikos ir akcijų požymius (Demers and Joos, 2007), tokius, kaip ilgalaikis įmonės vertės kėlimas po pirmojo viešo akcijų išleidimo (Cleary, McNamee et al., 2021), nuvertintų (angl. Underpricing) akcijų kitimas trumpuoju laikotarpiu (Manjunath, Raju and Rehaman, 2020).

**Problema:** kokius modelius bei koncepcijas galima pasitelkti norint įvertinti startuolių IPO sėkmę lemiančius veiksnius bei rizikas.

**Tyrimo tikslas:** sukurti modelį, kuris padėtų įvertinti įmonių, vykdančių pirminį viešą akcijų siūlymą, rizikas bei sėkmingo išleidimo veiksnius

### Uždaviniai:

1. Identifikuoti IPO problemas, jas lemiančius veiksnius bei rizikas.
2. Išnagrinti ir įvertinti esamą akademinę literatūrą susijusią su IPO bei apibendrinti rastas išvadas
3. Pasiūlyti metodą, kuriuo remiantis būtų galima įvertinti IPO sėkmę lemiančius veiksnius bei rizikas.
4. Atlikti modelio testavimą, bei įvertinti rezultatus.

**Tyrimo objektas, dalykas:** įmonių pirminis viešo akcijų platinimo (IPO) rizikos vertinimas.

**Tyrimo metodika:** naudojami mokslinės literatūros analizės ir apibendrinimo, duomenimis grindžiamo modelio kūrimo bei eksperimentinio tyrimo, atliekamo taikant intelektualinius skaičiavimus, metodai.

Pirmame skyriuje aptariamos IPO kūrimo prielaidos ir procesas. Antrajame skyriuje formuluojama IPO rizikos vertinimo modelio koncepcija ir atliekamas eksperimentinis tyrimas. Trečiajame skyriuje aptariami IPO rizikos veiksnių tyrimo rezultatai ir atliekama jų analizė.

## 1. Pirminio viešo siūlymo samprata ir taikymas verslo praktikoje

Pirminis viešas siūlymas arba dažnai vadinamas tiesiog trumpiniu IPO, kilusiu iš anglų kalbos pavadinimo Initial Public Offering, laikomas pirmu reikšmingu etapu tapimo vieša bendrove kelyje (Jain ir Kini, 1999). Jo kūrimas remiasi verslo idėja, kuri pirmiausiai yra finansuojama privataus kapitalo lėšomis. Tačiau vėliau dauguma įmonių susiduria su finansavimo klausimu, lemiančiu jos tolesnį spartų augimą (1 lentelė).

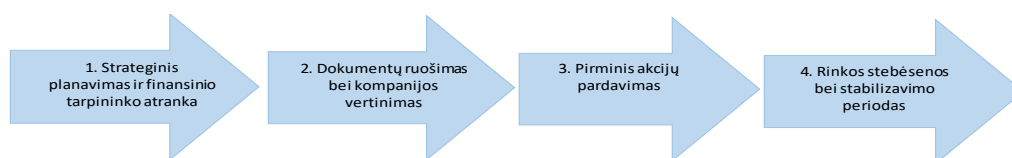
1 lentelė. Sėkmingiausi 2020 m. IPO

	Įmonė	Sektorius	IPO atidarymo kaina	Kaina po IPO	Kainų skirtumas
1.	Schrodinger	Sveikatos apsauga	17.00\$	63.65\$	274.41%
2.	IMARA	Sveikatos apsauga	16.00\$	50.00\$	212.5%
3.	Zentalis Pharmaceuticals	Sveikatos apsauga	18.00\$	48.73\$	170.72%
4.	Inari Medical	Sveikatos apsauga	19.00\$	48.85\$	157.11%
5.	ORIC Pharmaceuticals	Sveikatos apsauga	16.00\$	38.03\$	137.69%

Šaltinis: sudaryta autoriaus pagal Reinicke, C. (2020)

Norint ir toliau sėkmingai plėsti savo verslą, reikia pritraukti papildomų lėšų. Labai dažnai pirmieji pinigai gaunami iš bankų ar kitų finansinių įstaigų, teikiančių paskolas bei kreditus. Šis, populiarus finansavimo šaltis, deja, nėra pigiausias būdas gauti lėšų. Kitas kelias pritraukti lėšas – uždaras ar viešas akcijų išleidimas. Ypač efektyvus būdas yra parduoti akcijas viešai – akcijų biržose.

IPO formavimo ir realizavimo procesas yra gana griežtai reglamentuojamas. Emitentui, išleidžiančiam pirminį viešą akcijų pasiūlymą, keliami skirtingi reikalavimai kiekvienoje kapitalo rinkoje, vertybinių popierių biržose ar jų segmentuose. Pagal LR vertybinių popierių įstatymą ir Nr. X-1023 redakciją (LRS, 2007) vertybinių popierių emitentu yra laikomas įsteigtas juridinis asmuo, atitinkantis reikalavimus, kad jo vertybiniais popieriais būtų leista prekiauti reguliuojamoje rinkoje Lietuvos Respublikoje ir (arba) kitoje valstybėje narėje. Galima išskirti keturis žingsnius (1 pav.), kuriuos turi atlikti įmonės, besirengiančios pirmą kartą parduoti savo akcijas viešai.



1 pav. IPO procesas (Šaltinis: sudaryta autoriaus)

Siekiant įgyvendinti šį procesą, pirmiausia pasirenkamas investicinis bankas arba finansinis tarpininkas. Jo pasirinkimas pagal reputaciją ir patirtį finansuojant IPO įmones bei industrijos plėtros potencialas, produktai, klientai yra labai svarbūs IPO sėkmei. Svarbus. Tuomet atliekamas įmonės atitikties patikrinimas (angl. due diligence) bei paruošiami dokumentai. Vertybiniai popieriai gali būti viešai siūlomi Lietuvos Respublikoje tik po to, kai emitentas viešai paskelbia prospektą (LRS, 2007). Nustačius kainą, vyksta vertybinių popierių pasirašymas, kurio tvarka numatoma priklausomai nuo finansinio tarpininko ir emitento tarpusavio sutarties. Pardavimo laikotarpiu investicinis bankas ar finansinis tarpininkas dažnai vykdo rinkos stabilizavimo procesą, kad užtikrintų naujai išleistų akcijų paklausą. Procesą charakterizuoja daugelis veiksnių, kuriems įvertinti stinga teorinių žinių.

2 lentelė. IPO rizikos veiksniai

Rizika	Apibūdinimas ir ryšys su IPO	Panaudojimas rizikos vertinimo modelyje
Informacijos asimetrija ir trūkumas	Dėl informacijos asimetrijos iškyla nepakankamai įvertintų akcijų problema, todėl įmonės nesurenka maksimalaus galimo finansavimo. Katti ir Phani (2016) tiria informacijos asimetriją pagal dvi sąsajas: emitento bei finansinio tarpininko ir finansinio tarpininko bei investuotojo. Investuotojai vengia finansuoti verslus, kurie neturi ilgos gyvavimo istorijos dėl praeities pelno bei kitos finansinės informacijos Bhabra ir Pettway, (2003)	Naudojant rodiklius, susijusius su įmonės informacijos sklaida ir jos kiekiu, apskaičiuoti įtaką IPO rizikai
Finansinio tarpininko patikimumas	Finansinio tarpininko patikimumas bei reputacija pozityviai koreliuoja su IPO sėkme Jain ir Kini (1999).	Finansinio tarpininko patirties vertinimas, remiantis tarptautinėmis vertinimo skalėmis
Investicijos grąža	Įmonės dabartinis pelnas bei kiti finansiniai rodikliai gali parodyti jau esamas įmonės problemas arba padėti įsivertinti plėtros galimybes Jain ir Kini (1999).	Finansinių rodiklių vertinimas
Kompetencijų trūkumas	Spartus startuolių augimas gali lemti darbuotojų bei žinių trūkumą. Arthurs ir Busenitz's (2006) identifikavimo vadovybės kompetencijos lemiamą riziką. Augant įmonei atsiranda papildomos rizikos, kurioms valdyti nesukaupta patirties	Informacija apie įmonės vadovybės, patirtį, kompetencijas

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Nepaisant struktūrizuoto IPO proceso ir griežtos atrankos, nemaža IPO dalis bankrutuoja. Taigi susiduriama su rizikomis, kurios reikšmingai gali paveikti tiek įmonės, tiek investuotoje sprendimus bei tolimesnę IPO sėkmę. 2 lentelėje apibendrinti mokslinėje literatūroje identifikuoti IPO rizikos veiksniai.

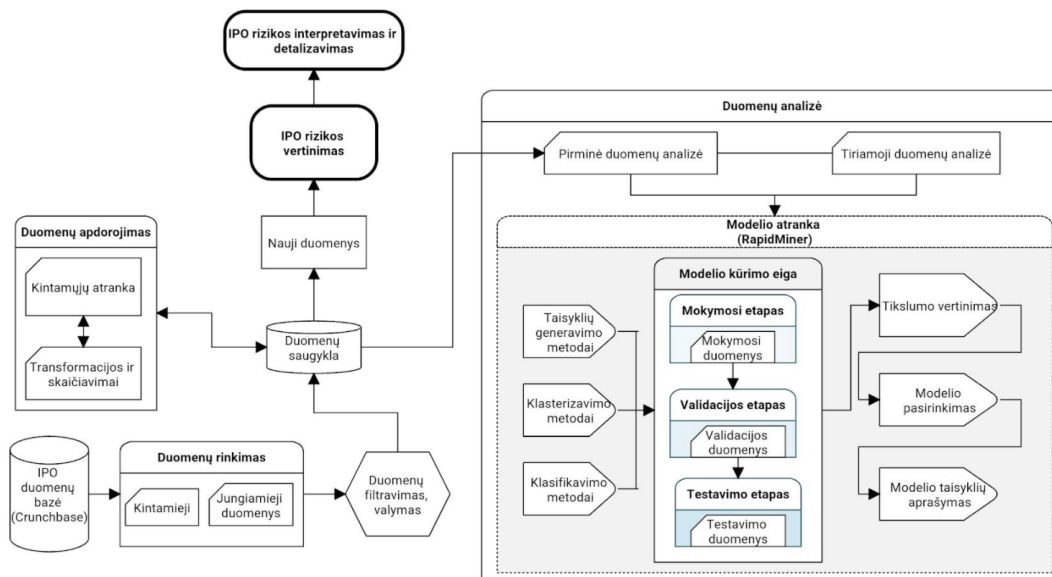
## 2. IPO rizikos vertinimo modelio koncepcija ir eksperimentinis tyrimas

Siekiant ištirti IPO rizikos vertinimo galimybes, buvo keliami prielaidai, jog galima sudaryti realių duomenų analize grindžiamą modelį (angl. data-driven model), kuris padėtų atskleisti esmines įmonių charakteristikas ir parinkti informacijos šaltinius, padėsiančius tiksliau prognozuoti investicijos į IPO sėkmę. Šiame darbe pasirinkta buvo pasirinkta Crunchbase.com duomenų bazė dėl didelio įmonių duomenų kiekio bei įvairovės, atitinkančios teorinės analizės metu susistemintų rizikos veiksnių tipus (2 lentelė). Eksperimentui duomenys buvo parsigauti iš šios duomenų bazės 2021.09.30. Naudojant Crunchbase PRO versiją, sistema leidžia eksportuoti 1000 eilučių vienu metu, todėl duomenys apie įmones, jau įvykdžiusias IPO, buvo eksportuojami dviem etapais: pirmame etape parinktos Fintech, Regtech, informacinių technologijų, e-komercijos platformų įmonės IPO, kurių statusas „uždaryta“, kitame – tebeveikiančios įmonės. Eksperimentiniam tyrimui parengtas duomenų rinkinys sudarytas iš 1847 įrašų, kurių tarpe daugiau, nei 35 % yra bankrutavusios įmonės. Taigi, daroma prielaida, jog taikomi eksperimentinio tyrimo metodai atskleis IPO tiek sėkmės, tiek rizikos veiksnius. Pirminį duomenų apdorojimą sudarė trys standartiniai etapai:

- Duomenų išvalymo etapo metu pašalinti nepilni, besidubliuojantys įrašai bei netipiniai nukrypimai.
- Duomenų atrinkimo etapo metu atrenkami svarbiausi kriterijai pagal teoriniame skyriuje aprašytą medžiagą.
- Duomenų transformacijos etapo metu pirminiai duomenys yra apdorojami, sukuriama išvestiniai kintamieji, duomenys suskirstomi į skirtingas klases.

Po duomenų apdorojimo ir transformacijos procedūrų parinkti 28 kintamieji, atspindintys visas identifikuotas rizikos grupes. Jau pirminė duomenų analizė atskleidė, jog Fintech įmonės bankrutuoja daug rečiau lyginant su e-komercijos bei technologinėmis įmonėmis (kurių tiriamoje duomenų bazėje bankrutuoja net 50 % netrukus po IPO išleidimo).

Įvertinus teorines prielaidas ir duomenų pirminės analizės išvalgas, pasiūlytas modelis (2 pav.), kurio veikimas remiasi dviem pagrindiniais etapais: atliekama duomenų bazės analizė, taikant intelektinius mašininio mokymo metodus, kurie padėtų prognozuoti IPO riziką, siekiant geriausių tikslumo charakteristikų, bei padėtų identifikuoti kintamuosius, turinčius didžiausią reikšmę prognozės tikslumui. Sudarytas modelis toliau gali būti panaudojamas vertinant naujų įmonių, pretenduojančių IPO investicijoms, sėkmės potencialą.



2 pav. IPO rizikos modelio koncepcija (Šaltinis: sudaryta autoriaus)

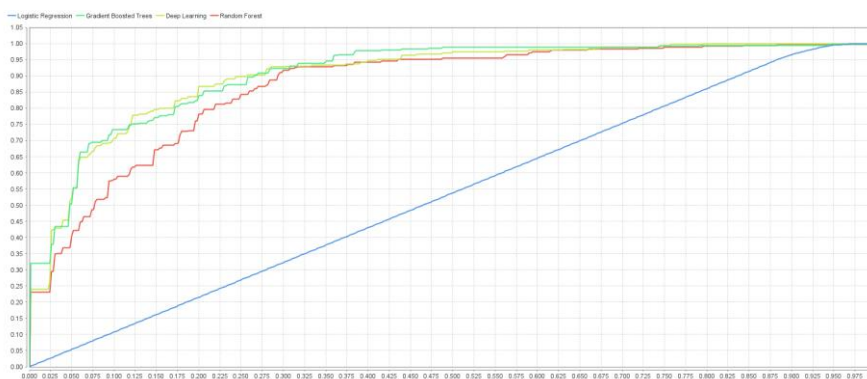
Duomenims apdoroti buvo pasirinkta Rapid Miner skaičiavimų aplinka (Rapidminer, 2021). Šis įrankis leidžia atlikti visus su mašininio mokymosi susijusius žingsnius: peržiūrėti ir paruošti duomenis, validuoti ir optimizuoti gautus modelius, bei naudoti vizualizavimo priemones gautiems rezultatams analizuoti,

Pasirinkti duomenys buvo įkelti į Rapid miner duomenų bazę, kurioje jie tapo lengvai prieinami programos įrankiais. Buvo tiriama duomenų kokybė ir atliekami įvairius pjūviai duomenims sutvarkyti ir interpretuoti.

Eksperimentiniam tyrimui buvo parinkti ir pritaikyti skirtingi intelektiniai skaičiavimo metodai (Krikščiūnienė, Sakalauskas, 2014). Siekiant prognozuoti IPO bankroto riziką, išryškėjo skirtumai tarp metodų tikslumo charakteristikų: logistinės regresijos tikslumas 67 %, gilusis mokymasis 81 % (angl. Deep learning, DL) bei atsitiktinai išskirstytas miškas 80 % (angl. Random distributed forest, RDF). Tiksliausias modelis buvo nuosekliai išdidinti medžiai 84 % (angl. Gradient boosted tree, GBT). Kita tikslumo vertinimo charakteristika – ROC kreivė ir ploto po ja tyrimas bei susijęs AUC rodiklis (3 pav.).

MODELIS	AUC
LR	0.535
DL	0.903
DRF	0.868
GBT	0.907

3 pav. Gautų modelių AUC reikšmės (Šaltinis: sudaryta autoriaus)



4 pav. ROC tikslumo įvertinimas (Šaltinis: sudaryta autoriaus)

ROC grafikas sudarytas, naudojant teisingo teigiamo (angl. True positive, TP) ir neteisingo teigiamo (angl. False positive, FP) rezultatus (4 pav.). ROC kreivė leidžia įvertinti modelių tikslumą (tiksliausias yra greičiausiai kylančios GBT ir DL kreivės) bei įvertinti modelio jautrumą duomenų kiekiui, reikalingam šiam tikslumu pasiekti. Šiuo požiūriu DL ir GBT veikia panašiu efektyvumu. Modelio tyrimui taikant logistinę kreivę, gautas rezultatas, artimas atsitiktiniam spėjimui (reikšmė 0.535, 3 pav.).

Apibendrinus taikytų modelių charakteristikas, galima įvertinti, jog nepaisant geriausių GBT modelio charakteristikų, modelių DL ir DRF tikslumas yra gana artimas ir pakankamas IPO prognozei. Modelių efektyvumas priklauso nuo duomenų bazėje esančių įrašų skaičiaus subalansavimo, t. y. pakankamai didelio kiekio tiek sėkmingų, tiek bankrutavusių įmonių. Modeliui interpretuoti buvo tiriami visi taikyti modeliai, nepasirenkant tik vieno pagal tikslumą, kadangi jų rezultatus lėmusieji kintamieji buvo skirtingi (priklausę skirtingoms rizikos grupėms) ir sudarė išsamias interpretavimo galimybes visapusiškam IPO įmonių vertinimui.

### 3. IPO rizikos veiksnių tyrimo rezultatai ir jų analizė

Visi gauti modeliai ne tik gana tiksliai priskiria įmones prie sėkmingų ar bankrutuojančių, bet ir parodo kokie įmonių kriterijai turėjo tam daugiausiai įtakos. Kiekvienas taikytas intelektinis metodas išskyrė skirtingus kintamuosius, kurių įtaka prognozei ir apskaičiuota svorio reikšmė buvo didžiausia (5 pav.). Pavyzdžiui, logistinės regresijos modelis (LR) daug reikšmės skyrė įmonės patirčiai, įmonės amžiui iki IPO išleidimo ir įkūrimo metams. Kiti trys modeliai didžiausią svorį teikė finansavimo, įmonės sektoriaus kiekybiniais rodikliais. Gilaus mokymosi DL bei atsitiktinio miško DRF modeliai teikė prioritetą paskutinio finansavimo prieš IPO sumai bei kategorijai, kurioje įmonė veikia. Priešingai, nei šie du modeliai, GBT didžiausią svorį priskyrė ne paskutinio finansavimo sumai, bet tipui, kuris buvo pasirinktas pinigams surinkti. Be to, tik GBT modelis stipriai rėmėsi įkūrėjų skaičiumi, kiti modeliai šio kintamojo nepriskyrė prie trijų svarbiausių faktorių (5 pav.).

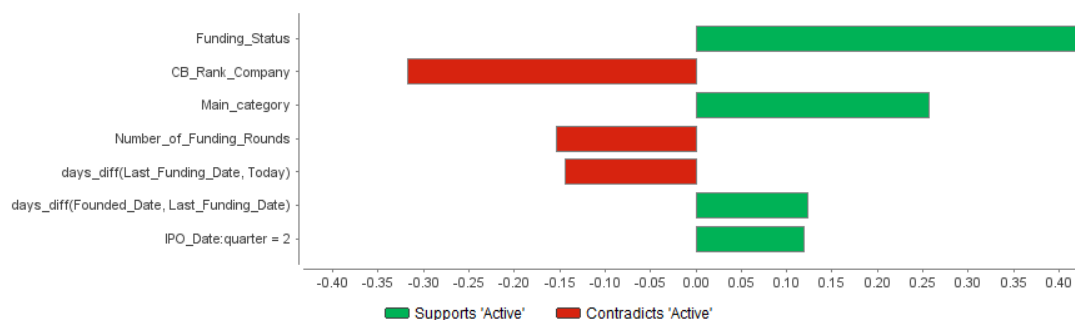
MODELIS	RODIKLIS	SVORIS	RODIKLIS	SVORIS	RODIKLIS	SVORIS
LR	Įmonės amžius iki IPO	0.404	Įkūrimo metai	0.370	IPO data	0.153
	Paskutinio finansavimo suma	0.162	Sektorius	0.154	Finansavimo statusas	0.144
DRF	Paskutinio finansavimo suma	0.284	Sektorius	0.126	Finansavimo skaičius	0.123
GBT	Paskutinio finansavimo tipas	0.167	Įkūrėjų skaičius	0.109	Sektorius	0.105

5 pav. Prognozės modelių identifikuoti kintamųjų svoriai (Šaltinis: sudaryta autoriaus)

Naudojant modelio pagalba apskaičiuotus rodiklius, galima giliau suprasti ir iširti priežastis, kodėl įmonė laikoma sėkminga arba ne. Tai atskleidžia dar vieną naudą IPO rizikos modelio naudotojams. Pavyzdžiui, šis modelis leidžia IPO išleidžiančiai įmonei įvertinti savo potencialą, svarbius faktorius, kuriuos galima pagerinti, prieš pradėdant IPO procesą: jei yra patirties trūkumas, kuris stipriai lemia IPO nesėkmę, galima pasitelkti patyrusių konsultantų įvertinti įmonės būklę. Taip pat, jei finansavimo statusas prieš IPO turi didelę reikšmę įmonės sėkmei, vertėtų taikyti kitus finansavimo būdus, prieš inicijuojant IPO. Modelio nustatytos kintamųjų reikšmės, gali padėti identifikuoti įmonės problemas ir sumažinti potencialias IPO rizikas.

Modelio tikrinimo etape sudarytas modelis buvo pritaikytas konkrečiai naujai įmonei, ketinančiai pradėti IPO procesą. Gauta 96% tikimybė, jog įmonė sėkmingai veiks ir po IPO išleidimo ir tik 4% bankroto rizikos tikimybė. Ši Fintech įmonė yra mobiliųjų mokėjimų tiekėjas.

#### Important Factors for Active



6 pav. Įmonės IPO nesėkmės rizikos vertinimo kintamųjų įtaka (GBT modelio taikymo rezultatai)

(Šaltinis: sudaryta autoriaus)

Modelio taikymo rezultato GBT metodu analizė (6 pav.) atskleidžia, jog rizikos mažinimui ir IPO sėkmei didžiausią įtaką turėjo finansavimo statusas, įkūrėjų skaičius bei sektorius, kuriame įmonė veikia. Paskutiniai keli šios įmonės finansavimo tipai buvo paskolos. Šis lėšų surinkimo tipas yra greitas, jį taikant galimos mokesčių lengvatos, valdymas nėra skaldomas arba perduodamas akcininkams, todėl valdyba turi visas teises plėsti ir valdyti įmonę, nemandydamas sugeneruoti geriausio rezultato akcijų turėtojams. Sudaromos palankios sąlygos įmonės augimui ir inovacijoms. Modelyje ši kintamojo Funding\_status reikšmė turi teigiamą įtaką sėkmei. Kitas reikšmingas GBT modelio kintamasis yra sektorius, kuriame įmonė veikia. Kadangi įmonė priskiriama prie finansinių technologijų grupės, ji, remiantis atlika duomenų bazės analize, siejama su mažesne rizika bankrotuoti. Taip pat, GBT modeliui svarbus įmonės amžius vėliausio skolinimosi etapo metu- tai teikia informacijos apie įmonės augimo greitį ir tikrina prielaidą, ar vykdomas IPO procesas nėra skirtas tik esamiems skoloms padengti.

Tiriant rizikos didėjimo veiksnius, modelio rezultatas atskleidė finansavimo ciklą skaičiaus neigiamą poveikį IPO. Jeigu įmonė pati nepajėgia sugeneruoti pakankamai pelno tolimesnėms investicijoms ir vienintele priemone tampa IPO, tai gali tik dar labiau apsunkinti įmonės finansinę padėtį ir išsipareigojimų našą.

## Išvados

Atlikus IPO sėkmės prognozavimo veiksnių tyrimą, suformuluotos pagrindinės išvados ir gauti šie rezultatai:

1. Atlikus teorinę analizę išryškėjo pagrindinės IPO rizikos, kurias siūlomas modelis turėtų tirti ir įvertinti. Rizikos buvo suskirstytos į informacijos asimetrijos ir trūkumo, nepakankamų kompetencijų bei investicijos gražos grupes.
2. Naudojant duomenimis grindžiamą ir intelektiniais skaičiavimų metodų rezultatais paremtą realių IPO duomenų bazės analizę, pasiūlytas teorinis modelis, skirtas identifikuoti IPO rizikos veiksnius ir padėti įvertinti IPO statuso siekiančių naujų įmonių sėkmę ir rizikę lemiančias charakteristikas.
3. Eksperimentiniam tyrimui pritaikius intelektinius metodus, geriausios tikslumo charakteristikų reikšmės (modelio treniravimo ir validavimo etapų tikslumo, maišos (TP, FP) bei ROC, AUC kreivių tyrimo rezultatus, geriausi ir gana artimi prognozavimo rezultatai gauti DL, DRF ir GBT, kur GBT tikslumas buvo didžiausias.
4. Kuriant IPO rizikos prognozės modelį, gauti kintamųjų svoriai rizikos faktoriams identifikuoti. Skirtingi metodai nevienodai išryškino reikšmingiausių kintamuosius, todėl, dėl artimų tikslumo reikšmių, rekomenduota kompleksiskai taikyti DL, DRF ir GBT metodus naujų IPO rizikai prognozuoti, kadangi tai išplečia prognozės rezultatų interpretavimo galimybes bei suteikia informaciją, kokius veiksnius įmonė turėtų pagerinti prieš pradėdama IPO procesą.

## Literatūra

1. Arthurs, J. D. ir Busenitz, L. W. (2006). Dynamic capabilities and venture performance: The effects of venture capitalists. *Journal of Business Venturing*, 21, 195–215
2. Bhabra, H.S. ir Pettway, R.H. (2003). IPO Prospectus Information and Subsequent Performance. *Financial Review*, 38(3), 369-397. <https://doi.org/10.1111/1540-6288.00051>
3. Cleary, E.G., McNamee, L.M., de Boer, S., Holden, J., Fitzgerald, L., ir Ledley, F.D. (2021). Comparing long-term value creation after biotech and non-biotech IPOs, 1997–2016. *PLoS ONE* 16(1). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0243813>
4. Crunchbase (2021). <https://www.crunchbase.com/>
5. Demers, E., ir Joos, P. (2007). IPO Failure Risk. *Journal of Accounting Research*, 45(2), 333-371. <https://doi.org/10.1111/j.1475-679X.2007.00236.x>
6. Jain, B. A. ir Kini, O. (1999). The life cycle of initial public offering firms. *Journal of Business Finance & Accounting*, 26, 1280–1307
7. Katti, S. ir Phani, B.V. (2016). Underpricing of Initial Public Offerings: A Literature Review. *Universal Journal of Accounting and Finance*, 4(2), 35-52.
8. Krikščiūnienė, Dalia; Sakalauskas, Virgilijus. *Intelektiniai modeliai marketingo sistemose : monografija*. Vilnius : Vilniaus universiteto leidykla, 2014. 384 p. ISBN 9786094593260
9. Lietuvos Respublikos vertybinių popierių įstatymas. 2007 m. sausio 18 d. Nr. X-1023. Valstybės žinios, 2007, Nr. 17-626. Prieiga per <https://e-seimas.lrs.lt/portal/legalAct/lt/TAD/TAIS.291834>
10. Manjunath, B. R., Raju, J. K. ir Rehaman, M. (2020). Short-run performance evaluation of under-priced Indian IPOs. *Law & Financial Markets Review*, 14(3), 170–175
11. Niūklytė, Vaiva (2022). *The Assessment of Risks and Potential Development of a Startup's Initial Public Offering (IPO)*. MBA Graduation Paper, supervised by prof.dr. Dalia Krikščiūnienė, Vilnius university
12. Rapidminer (2021) <https://rapidminer.com/>
13. Reinicke, C. (2020). These 10 stocks have spiked more than 100% after IPOing this year. <https://markets.businessinsider.com/news/stocks/ipos-stocks-prices-doubled-spiked-best-performing-this-year-after-2020-6-1029297789>

## Acknowledgement

The article is prepared on the basis of MBA Graduation Paper: Niūklytė, Vaiva (2022). *The Assessment of Risks and Potential Development of a Startup's Initial Public Offering (IPO) under supervision of prof.dr. Dalia Krikščiūnienė*, Vilnius University.

## **THE ASSESSMENT OF RISKS AND POTENTIAL DEVELOPMENT OF A STARTUP'S INITIAL PUBLIC OFFERING (IPO)**

**Vaiva Niūklytė, supervisor prof. dr. Dalia Krikščiūnienė**

*Vilnius University, Kaunas Faculty, Institute of Social Sciences and Applied Informatics*

### **Summary**

Start-ups are becoming significant part of modern economies, however, their success stories are often accompanied by high number of failures shortly after the IPO investment process. This article presents theoretical and experimental analysis of Initial Public Offering (IPO) success and risks factors. The research of academic literature is summarized for identifying categories and indicators of risk. Based on the theoretical analysis results and data -driven analysis of real IPO database by applying machine learning methods, the IPO risk evaluating model is proposed. The multiple models are explored by using Rapid Miner computational environment. The most effective and accurate models are identified, namely the gradient boosted trees GBT, closely followed by DL and DRF, which are used for simulation testing.