

TARTU ÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Sven Začek

EUROOPA FOTOGRAAFIATEENUSE ETTEVÕTETE EBAÕNNESTUMISE
PROGNOOSIMINE

Bakalaureusetöö

Juhendaja: kaasprofessor Oliver Lukason

Tartu 2023

Olen koostanud töö iseseisvalt. Kõik töö koostamisel kasutatud teiste autorite tööd, põhimõttelised seisukohad, kirjandusallikatest ja mujalt pärinevad andmed on viidatud.

Sisukord

Sissejuhatus.....	4
1. Ebaõnnestumine ja selle prognoosimine varasemates teadustöodes	5
1.1. Ebaõnnestumise mõiste ja protsess	5
1.2. Ebaõnnestumise prognoosimise metodoloogia.....	9
2. Euroopa fotograafiateenuse ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimise empiiriline analüüs.	
15	
2.1. Kasutatavad andmed ja kirjeldav statistika.....	15
2.2. Ebaõnnestumise prognoosimudelite koostamine ja tulemuste analüüs	20
Kokkuvõte.....	29
Viidatud allikad.....	31
Summary	35

Sissejuhatus

Fotograafia valdkonnas tegutsevad ettevõtted on omamoodi spetsiifikaga, jagunedes suurteks hulgi- ja jaemüügi ettevõteteks, kes tegelevad fototehnika ja lisavarustuse müügiga; keskmisteks ettevõteteks, kes tegelevad fotokoolituste ja -reiside korraldamisega ning pisikesteks ühemeheettevõteteks ehk ettevõtjatest fotograafideks, kes müüvad oma fotode kasutusõigusi ja teostavad klientidele tellimustöid. Selliselt suurteks, keskmisteks ja väikesteks võib fotograafiateenuseid pakkuvaid ettevõtteid klassifitseerida ainult sektorisiselt, sest üldise majandusruumi mõistes on siiski tegemist väike- ja mikroettevõtetega. Nagu ka teiste sektorite väike- ning mikroettevõtted, nii võib ka fotograafiateenuse valdkonna ettevõtete igapäevatöös kohata sarnaseid kitsaskohti. Näiteks pulma- ja üritusefotograafia teenus on äärmiselt sesoonne, kus pole harv nähtus, et kevadsuvisel perioodil tuleb klientide poolt pakutav töö ajapuudusel tagasi lükata, kuivõrd sügistalvel on vabu aegu rohkelt, kuid puuduvad jällegi kliendid. Loodusfotograafiateenuse puhul sellist sesoonsust ei eksisteeri, sest kliendid on huvitatud kõigil aastaegadel pakutavast tööst, kuid eksisteerib hoopis pikk töö realiseerimisaeg. Nimelt, käesoleva hooaja fotosid õnnestub realiseerida alles järgmise aasta samal hooajal, sest kujundajad, meediaväljaanded ja teised fototööde tarbijad planeerivad oma tegevusi ette, mistõttu pole võimalik kevadfotot tihti samal kevadel realiseerida. Võib eeldada, et kõige olulisemaks näitajaks fotograafiateenuse ettevõtte tervise hindamisel kujuneb rentaablus, mida tuleb vaatamata ettevõtte spetsiifikast ja/või sesoonsusest hoida pidevalt positiivsena, sest väike- ja mikroettevõtetel pole tavapäraselt võimalik kahjumit laenuga katta ega leida teisi lisakapitali kaasamise võimalusi.

Käesolev töö on motiveeritud asjaolust, et autor tegutseb fotograafiavaldkonnas ettevõtjana juba alates 2005. aastast ja on kogenud, milliseid suuri muutusi see valdkond on viimase 18 aastaga läbi elanud. Esimeseks turušokiks oli digitaalkaamerate kõigile kättesaadavaks muutumine, mistõttu taandus filmifotograafia igapäevase töövahendi rollist nišitoote osatäitjaks. Digitaalkaamerate kättesaadavaks muutumisel sai igapäevast "fotograaf" ja päästikulevajutus ei maksnud enam midagi, kuivõrd filmifotograafia ajastul oli igal vajutusel konkreetne hind. Teine suur muutus saabus nutitelefonide plahvatusliku arenguga, mille tulemusel tekkis telefonile lisaks üleöö igapäevase kätte fotoaparaat, polnud ja pole enam vaja mitut seadet - ühte helistamiseks ja teist pildistamiseks, nüüdsest on need kaks funktsiooni, lisaks lugematutele muudele funktsioonidele ühes.

Sellest tulenevalt vaadeldakse käesolevas töös, kas fotograafia teenuseid pakkuvast valdkonnas tegutsevate ettevõtete andmetele tuginedes koostatud finantssuhtarvud alluvad klassikalisele finantsloogikale ja nende ebaõnnestumise prognoosimiseks kasutatavad mudelid annavad teiste ettevõtlusvaldkondadega võrreldes sarnaseid tulemusi. Seega on käesoleva bakalaureusetöö eesmärgiks koostada ebaõnnestumise prognoosimise mudelid Euroopa fotograafia teenuse valdkonna ettevõtete näitel. Eesmärgi saavutamiseks on seatud järgmised uurimisülesanded jaotatuna kahte peatükki:

- tuua välja ebaõnnestumise mõiste sisu ja kirjeldada ebaõnnestumise protsessi;
- uurida välja ebaõnnestumise protsessi prognoosimiseks kasutatavad meetodid ja muutujad;
- koguda fotograafiaetevõtete andmed ja nendele tuginedes arvutada finantssuhtarvud;
- koostada ebaõnnestumise prognoosimudelikud ja teha järeldused.

Protsessi teeb erakordselt põnevaks asjaolu, et vaatluse alla tulev andmekogum sisaldab ka Eestis tuntud fotograafiaetevõtteid, mille andmed annavad analüüsiprotsessis oma panuse. Analüüsiprotsessis, mida pole seni fotograafia sektoris läbi viidud.

1. Ebaõnnestumine ja selle prognoosimine varasemates teadustöodes

1.1. Ebaõnnestumise mõiste ja protsess

Iga ettevõtte eesmärk on kasumit teenida ja ettevõtlus on kapitalistlikku ühiskonda edasiviiv jõud, mistõttu võib ettevõtte suutmatust kasumit teenida nimetada ebaõnnestumiseks.

Ebaõnnestumisel võib olla mitmeid põhjuseid ja ebaõnnestumine võib väljenduda mitmel erineval viisil. Käesolevas peatükis antakse ülevaade sellele, kuidas on varasematest teadustöodes ebaõnnestumist defineerinud.

Ebaõnnestumise (*failure*) mõistet võib tõlgendada laiemalt kui eesmärkide mittesaavutamist või kitsamalt nagu pankrot (*bankruptcy*) või püsiv maksejõuetus (*insolvency*) (Cochran, 1981; Balcaen ja Ooghe, 2006; Pretorius, 2009). Alates Beaveri (1966) teedrajavast tööst ettevõtete pankroti prognoosimisel kasutatakse tihti ebaõnnestumise defineerimiseks maksejõuetuse mõistet ning pärast Altmani (1968) avaldatud uurimust modelleeritakse ettevõtete ebaõnnestumist tuginedes peamiselt pankrotistunud ettevõtete andmetele. Harvem on

ebaõnnestumist vaadeldud kui protsessi ja selle kirjeldamiseks kasutatud mõisteid nagu rajad (*pathways*) (Moulton *et al.*, 1996), allakäigutrepp (*downward spiral*) (Hambrick ja D'Aveni 1988) ja trajektoorid (*trajectory*) (Argenti, 1976).

Mõned uurijad, nagu näiteks Crutzen ja Van Caillie (2010) on proovinud süveneda ebaõnnestumise kvalitatiivsetesse põhjustesse, teised on vaadelnud finantsümptomeid väljendavaid finantsandmeid (Laitinen, 1991) ning kolmandad on üritanud kahte nimetatud lähemist ühildada (Laitinen ja Lukason, 2014). Tulenevalt finantsinformatsiooni suhteliselt heast kättesaadavusest võrreldes ebaõnnestumise tegelike põhjuste väljaselgitamisega (Lukason ja Hoffman, 2015), kasutatakse siiski uurimustes enamjaolt finantsnäitajaid (Lukason *et al.*, 2016).

Varasematele uuringutele tuginedes viitavad Mellahi ja Wilkinson (2004) definitsioonile, mille kohaselt on ebaõnnestumine ettevõtte kohanemisvõime kahanemine tema mikroniis, millega kaasneb ettevõtte ressursside vähenemine. Amankwah-Amoah (2016) koondas mitmeid sobilikke definitsioone, mida on erinevad uurijad välja pakkunud - näiteks pidasid mitmed ebaõnnestumiseks äritegevuse lõpetamist ettevõtte poolt. Everett ja Watson (1998) pidasid ettevõtte ebaõnnestumiseks ettevõtte omanikuvahetust. Marks ja Vansteenkiste (2008) kohaselt on ebaõnnestumine kogu ettevõtte töö lõpetamine ja eksisteerimise lõpp.

Järgnevalt esitatakse Pretoriuse (2009) andmetest koostatud ja nende põhjal koostatud tabel, milles on välja toodud ebaõnnestumise ja selle protsessi definitsioonid erinevate autorite poolt, millest selgub, et erinevates uurimustes tõlgendatakse ebaõnnestumisenähtena ennekõike pankrotti, likvideerimist, maksejõuetust, finantsraskusi, majandusnäitajate halvenemist.

Tabel 1

Ebaõnnestumise definitsioonid varasemates töödes

Langustrendi definitsioonid	Ebaõnnestumise definitsioonid
	Pankrot pärast algset edu.
Majandusnäitajate halvenemine (käive, kasum) pikema aja jooksul.	Pankrot.

Sisemiste ressursside vähenemine (finants- ja inimressurss).	Maksejõuetus.
Kohanemiskeskused.	Omakapital kahaneb nullini.
Tootlikkuse vähenemine.	Ettevõtte allüksuse sulgemine.
Langus heade majandusnäitajate tasemelt kesiste näitajate tasemele.	Restruktureerimise ootel.
Turuväärtuse dramaatiline vähenemine.	Tegevuse lõpetamine.
	Tegevusvaldkonnast väljumine.
	Kolm aastat järjest kahjumis.

Allikas: Autori poolt koostatud koondversioon Pretoriuse (2009, lk 5-8) tabelist.

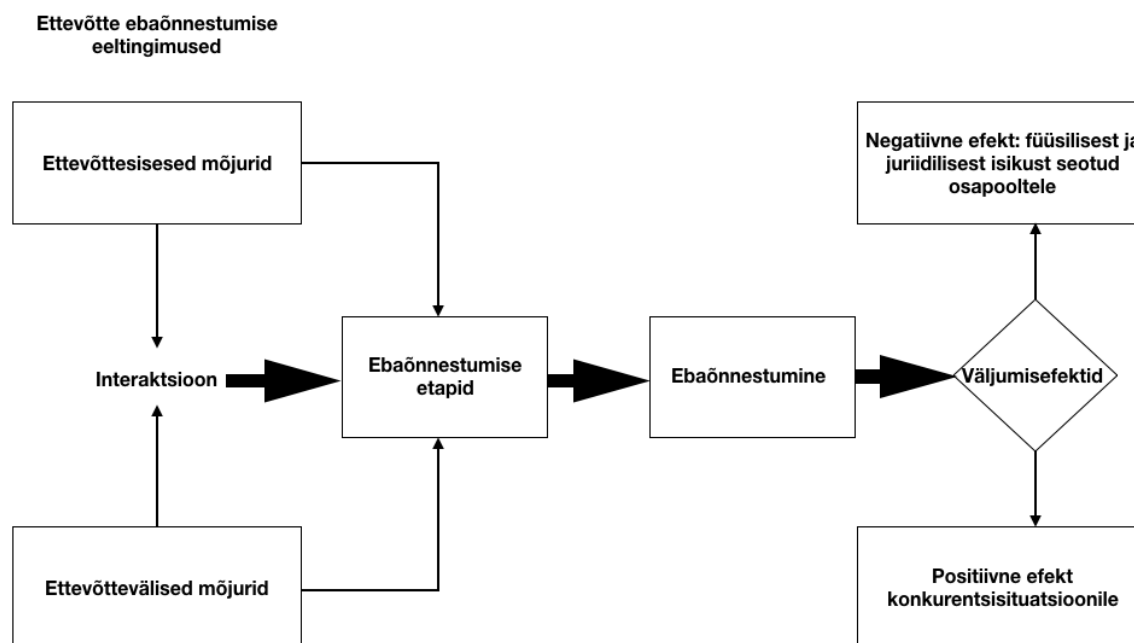
Tabelist 1 selgub, et iga uurija valib ja sõnastab oma töös kasutatava definitsiooni vastavalt andmete kättesaadavusele ja uurimiseesmärgile, seetõttu on mõistetav, miks paljud ettevõtete finantsarengut uurivad ja prognoosivad autorid viitavad ühtse definitsiooni puudumisele.

Erisused definitsioonides erinevates uurimustöodes tulenevadki sellest, millist osa ebaõnnestumise protsessist prognoositakse. Käesoleva töö empiirilises osas kasutatakse Amadeuse andmebaasist hangitud andmeid, kuid tulenevalt erinevate riikide erinevast seadusandlusest pole sealgi kõik andmed üks ühele võrreldavad. Näiteks omistatakse nimetatud andmebaasis registris olevatele aktiivsetele ettevõtetele kolm põhilist staatust: aktiivsed; maksehäiretega ja tegevusetud. Mittetegutsevatel ettevõtetel levinumad staatused on: pankrotis; likvideeritud ja likvideerimisel. Lukason (2016) põhjendab erinevate staatuste vajadust erinevates riikides kehtiva seadusandluse erinevustega. Erinevad nii pankroti kui maksejõuetuse seadused ja definitsioonid kui ka pankrotistunuks või maksejõuetuks kuulutamise ajaline raamistik. Näiteks toob Lukason (2016) välja, et Euroopa Liidu riikide lõikes võib ettevõtte olla võlglane 20 päeva kuni kaks kuud enne, kui on võimalik alustada maksejõuetuse menetlust.

Esimeses statistilises prognoosimudelil kasutas Altman (1968) ebaõnnestumise definitsioonina pankrotti ja võrdles pankrotistunud ettevõtteid toimivate ettevõtetega. Lukasoni (2016) põhjendusel annab pankroti mõiste kasutamine prognoosimisel mitmeid eeliseid, sest

see väljendab üheselt mõistetavat olukorda ettevõtte elutsüklis ja andmed pankroti fakti kohta on kättesaadavamad. Pankrot määratleb ajahetke, mil ettevõtte tegevus on lõpetatud, kuivõrd teised definitsioonid nagu kahjumis olemine võib ajas muutuda ja paigutada prognoosimisel ettevõtte nii ebaõnnestunud kui ka edukate ettevõtete hulka, vastavalt vaadeldavale perioodile. Lisaks eelmainitule on pankroti tähendus erinevate riikide seadusandluses üsnagi sarnane, mis võimaldab uurimust laiendada analüüsides erinevate riikide ettevõtteid.

Pankrot väljendab küll ettevõtte tegevuse lõppu, kuid on selge, et pankrot ei saabu üleöö, vaid pankrotini jõudmine on protsess, millel on algus, kestus ja lõpp. Amankwah-Amoah (2016) toob välja lihtsustatud kirjelduse ebaõnnestumise protsessist ja selle mõjuteguritest.



Joonis 1. Ebaõnnestumise portsessi lihtsustatud illustratsioon.

Allikas: Amankwah-Amoah, 2016, lk 3389.

Joonisel 1 nähtut toetab ja seletab lahti Amankwah-Amoah (2016) tuues samas töös, kuid pisut detailsemal joonisel välja põhjuseid erinevates etappides toimuvate muutuste kohta. Näiteks ettevõttesiseste mõjuteguritena märgitakse ettevõtte puudulikku kompetentsiga personali, ressursside ebaotstrabekat rakendamist ja juhtimisvigu. Välised faktorid võivad olla nii kodu- kui välisturu konkurentsi tihenemine, muutused seadusandluses, keskkonnašokid,

regulatiivse keskkonna muutused ja ülepaakumine. Lisaks mõjutegurite näidetele jaotab Amankwah-Amoah (2016) ebaõnnestumise protsessi varasteks ja hilisteks etappideks, kus varases faasis on ohumärkideks ressursside ja oskusteabe vähenemine, mis viib majandusnäitajate halvenemiseni. Hilisemat etappi iseloomustavad ettevõtte võimetus kohaneda nimetatud väliste ja/või sisemiste muutustega, mis lõpuks viivadki pankrotini.

1.2. Ebaõnnestumise prognoosimise metodoloogia

Jayasekera (2018) jõudis oma uurimuses ebaõnnestumise prognoosimise esimeste sammude juurde, milleks ta peab 1849. aastal Ameerika Ühendriikides Dun & Bradstreet poolt läbi viidud kvalitatiivse hinnangu andmist teatud ettevõtete krediidiriskile. Esimeste formaalsete prognoosimudelite juurde jõuti alles 1960-ndate lõpul ning nende täiustamisega tegeletakse tänapäevani (Jayasekera, 2018).

Statistiliste prognoosimudelite juurde jõudmisele eelneval ajal, ehk enne Altmani (1968) tööd, kirjeldab Jayasekera (2018) kolme olulisemat vaatlusmetoodikat ebaõnnestumise prognoosimisel, millest esimeseks oli võrdlev analüüs, kus kõrvutati ebaõnnestunud ja edukate ettevõtete suhtarve ning järeldati, et oluline ebaõnnestumisele viitav näitaja on omakapitali ja kohustuste suhe. Lisaks toodi välja, et käibevarad/lühiajaliste kohustustega (lühiajalise võlgnevuse kattekordaja, *current ratio*) ja (raha ning selle ekvivalendid)/lühiajaliste kohustustega (maksevõime kordaja, *quick ratio*) ei pruugi olla eriti olulised ettevõtete puhul, kelle kanda on pikaajalised kohustused. Teise meetodina toob Jayasekera (2018) välja erinevates tegevusvaldkondades ebaõnnestunud ettevõtete suhtarvude koostamise ja nendest järeldamise, et (käibevara-lühiajalised kohustused)/bilansimahuga (*working capital to total assets*) on palju olulisem finantsprobleemide indikaator kui mõlemad lühiajalise võlgnevuse kattekordaja ja maksevõime kordaja. Kolmanda statistilisele analüüsile eelnenud ajal kasutatud meetodi puhul võrreldi kasumlikke ja kahjumlikke ettevõtteid ning täheldati, et kasumlikel ettevõtetel on lühiajalise võlgnevuse kattekordaja ja puhta kapitali suhe varadesse (*working capital to total assets*) kõrgem ja omakapital madalam, kui kahjumlikel ettevõtetel. (Jayasekera 2018)

Beaver (1966) viis läbi esimese märkimisväärse statistilise uuringu ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimise kohta, mis on siiani olnud nurgakiviks kõigile järgnenud uuringutele. Tema selektsioonimetoodika põhines paaridel, milles iga ebaõnnestunud ettevõtte näitajad kõrvutati

sama tegevusvaldkonna sama suurusega ja sarnase bilansimahuga eduka ettevõttega. Beaver (1966) toob välja, et kõige parema prognoosivõimega näitaja on (puhaskasum+amortisatsioon)/kohustustega (*cash flow to total debt ratio*). Beaver (1966) defineeris kahe väga olulise vea olemasolu prognoosimudelites: tüüp 1 ja tüüp 2 viga. Tüüp 1 viga määrab ettevõtte mitteebaõnnestunuks, kui see reaalsuses ebaõnnestus ja tüüp 2 viga määrab ettevõtte ebaõnnestunuks, kui seda reaalsuses ei juhtunud (Jayasekera, 2018).

Kuidas näeks välja Beaveri (1966) käsitluse järgi investeringu riski uurimine? Oletame, et investor soovib investeerida ettevõttesse x . Selleks, et Beaveri (1966) võrdleva mudeli kaudu hinnata ettevõtte finantsseisundit tuleb leida teisi sarnaseid ettevõtteid nii edukate kui ka ebaõnnestunute seas ja nende abil prognoosida ettevõtte x ebaõnnestumist. Tüüp 1 vea korral jääks investor oma rahast ilma ja tüüp 2 vea korral jätaks ta investeerimata. Investori seisukohalt on kulukam tüüp 1 viga, kuid ühiskonna seisukohalt tüüp 2 viga, sest potentsiaalse investeringuga kaasnev heaolu kasv jääks ühiskonnas saamata.

Kui Beaveri (1966) töö oli pretsedenti loov, siis Altmani (1968) loodud *Z-score* oli põhjapanev, sest Altman kasutas mudelis mitut muutujat korraga ja näitas, et *Z-score* abil on võimalik kõige täpsemalt prognoosida ebaõnnestumist üks aasta enne selle tegelikku toimumist. Altmani (1968) valim koosnes 66-st tootmisettevõttest, millest 33 ebaõnnestusid vahemikus 1946 kuni 1965 ja ülejäänud 33 olid 1966. aastal määratletud kui mitte finantsraskustes olevad (Altman, 1968). Altmani (1968) *Z-score* väljendus kui klassikaline diskriminantfunktsioon, mille puhul arvutatakse muutujaid ja nende koefitsiente kasutades välja kindel Z väärtus, mille tulemusel klassifitseeritakse ettevõtte kas ebaõnnestuvaks, mitte ebaõnnestuvaks või halli alasse jäävaks, kus pole võimalik otsust vastu võtta. Altmani (1968) tööst ilmnes, et aasta enne tegelikku ebaõnnestumist on märgid selle juhtumiseks kõige selgemad. Seetõttu kasutatakse käesoleva töö empiirilises osas fotograafiaettevõtete pankroti prognoosimiseks just ajaperioodi $t-1$, ehk pankrotile eelnenud aastat.

Tänapäeval saab ebaõnnestumise prognoosimiseks kasutada äärmiselt palju statistilisi meetodeid, millest enimlevinud on diskriminantanalüüs, logistiline regressioon, närvivõrk ja otsustuspuu. Diskriminantanalüüs kasutab lineaarset muutujate kombinatsiooni, tavaliselt finantssuhtarve, mis iseloomustavad erinevusi ebaõnnestunud ja edukate ettevõtete vahel ning klassifitseerib seeläbi ettevõtted vastavalt kahte gruppi (Alaka *et al*, 2018). Ühtlasi on

see meetod esimeste hulgas, mida kasutati finantsraskuste prognoosimiseks Altmani (1968) poolt.

Alaka *et al* (2018) alusel on logistiline regressioon tõenäosusmudel, mis eeldab, et ettevõtete ebaõnnestumine on logistiline funktsioon. Närvivõrgu meetodika on võrreldes diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooniga palju uuem. Sun *et al* (2014) juhivad tähelepanu asjaolule, et alles 1990-ndatel hakati närvivõrgu meetodikat pankrotianalüüsis kasutama. Närvivõrgu mudeli eripära seisneb mudeli koostamiseks vajamineva andmemahu hulgas. Nimelt on närvivõrgu mudeli kasutamiseks tarvis rohkem andmeid kui diskriminant- või logistilise mudeli korral. Andmemahu sobivaks kasvatamiseks kombineerib närvivõrgu meetod kõigist esialgsetest muutujatest esimesse vahekihti sünteetilised muutujad, mida omakorda kasutatakse teise vahekihi loomiseks ning alles seejärel arvutatakse tõenäosus (Sun *et al*, 2014).

Jeng *et al* (1997) toovad välja, et otsustuspuu meetod määratleb otsustuskohi puus heuristiliselt. Alaka *et al* (2018) illustreerivad seda näitega, kui kasumlikkus oleks olulisem kui likviidsus, siis otsustuspuu meetodis asetatakse kasumlikkus kõrgemale või hinnatakse selle olulisust enne, kui likviidsuse olulisust.

Tabel 2

Enimkasutatavad prognoosimeetodid ebaõnnestumisealases kirjanduses perioodil 2010-2015.

Meetod	Meetodit kasutanud uuringute arv	Uuringute arv, kus esitati meetodi täpsus	Uuringute arv, kus esitati tüüp 1 viga	Uuringute arv, kus esitati tüüp 2 viga
Diskriminant	21	19	7	7
Logistiline regressioon	31	28	12	12
Närvivõrk	38	37	18	18
Otsustuspuu	19	17	5	6

Märkus: tüüp 1 viga määrab ettevõtte mitteebaõnnestunuks, kui see reaalsuses ebaõnnestus ja tüüp 2 viga määrab ettevõtte ebaõnnestunuks, kui seda reaalsuses ei juhtunud (Jayasekera, 2018).

Allikas: Autori poolt koostatud koondtabel Alaka *et al* (2018) alusel.

Alaka *et al* (2018) toovad oma põhjalikus töös välja tabeli, mis ilmestab ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimisel kasutatud meetodite rakendamist erinevate autorite poolt. Tabelist 2 selgub, et enimkasutatavad meetodid on närvivõrk ja logistiline regressioon, kuivõrd kogu valdkonnale aluse rajanud diskriminantanalüüsi kasutatakse endiselt natuke sagedamalt, kui modernset otsustuspuu meetodit. Alakta *et al* (2018) toovad oma töös lisaks meetodite kasutamise arvukusele välja ka meetodite prognoositäpsused nende rakendamisel ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimiseks, mille kohaselt annab napilt kõige täpsemaid tulemusi närvivõrgu meetod otsustuspuu ees, millele järgnevad logistiline regressioon ja diskriminantanalüüs juba rohkem kui kümne protsendipunkti võrra madalama ennustustäpsusega. Sellest infost lähtuvalt võiks oodata, et ka käesolevas töös moodustuks prognoosimeetodite ennustustäpsuste lõikes sarnane hierarhia.

Selleks, et eelmainitud meetodeid ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimisel kasutada on tarvis prognoositavate ettevõtete kohta mõõdetavaid ja võrreldavaid muutjaid, mille abil ettevõtete finantstervist kirjeldada ning proovida seisundi halvenemist märgata. Ettevõtte finantsraskuste prognoosimine on valdkond, mis tugineb finantssuhtarvude analüüsile (Altman, 1968). Altman (1968) viitab Beaveri 1966. aasta tööle, milles viimane vaatles ettevõtte seisundit kirjeldavaid finantssuhtarve alates viiest aastast enne pankrotti kuni pankrotini, ja järeldab, et Beaver (1966) tõestas veenvalt finantssuhtarvude sobilikkust ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimisel. Sellest Altmani (1968) järeldusest lähtuvalt hakatigi järgnevates uurimustes finantssuhtarve laialdasemalt kasutama (Dimitras *et al*, 1996). Dimitras *et al* (1996) juhivad tähelepanu, et andmete kättesaadavus võib osutada tõsiseks probleemiks, kui soovitakse ühes mudelis kasutada äärmiselt palju suhtarve. Liiga paljude suhtarvude kasutamisel tekib ka suurem multikollineaarsuse oht. Seepärast viisid Dimitras *et al* (1996) läbi uurimuse selgitamaks välja, millised on enim kasutatud suhtarvud ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimisel erinevates riikides, mille tulemused on koondatud tabelisse 3.

Tabel 3

Enimkasutatud suhtarvud varasemates uuringutes

Suhtarvud	WC/TA	TD/TA	CA/CL	EBIT/TA	NI/TA
Uurimuste arv	16	15	12	12	11

Allikas: Autori poolt koondatud andmed tuginedes Dimitras *et al* (1996) tööle.

Märkus: WC/TA - *working capital / total assets* - puhas käibekapital / varad kokku, TD/TA - *total debt / total assets* - kohustused kokku / varad kokku, CA/CL - *current assets / current liabilities* - käibevarad / lühiajalised kohustused, EBIT/TA - *earnings before interest and taxes / total assets* - ärikasum / varad kokku, NI/TA - *net income / total assets* - puhaskasum / varad kokku.

Kuna erinevad autorid on kasutanud äärmiselt erinevaid finantsuhtarve, siis Lukason *et al* (2016) esitavad oma töös ilmeka tabeli, milles suhtarvud on grupeeritud nende sisu alusel, milleks on rentaablus, likviidsus ja solventsus.

Tabel 4

Enimkasutatavad suhtarvud kategooriate lõikes

Suhtarvu kategooria	Suhtarv ja seda kasutanud tuntumate teadustööde arv
Rentaablus	EBIT/TA - 4; NI/TA - 2; EBITDA/S - 1; GP/S - 1.
Likviidsus	WC/TA - 1; CA/CL - 5; NFA/TA - 1; CA/TA, QA/CL -2.
Solventsus	RE/TA - 2; TE/TA, EBIT/I -1; TD/TA- 2; LD/TE, NP/TA - 1; TE/TC, CF/TD -1; CFO/TD, TE/TD -1.

Allikas: Lukason *et al*, 2016, autori poolt korduvad suhtarvud konsolideeritud.

Märkus: TA - varad kokku; NFA - põhivara jääkväärtus; TQ - kogukapitalisatsioon; CA - käibevarad; QA - likviidsed käibevarad; NP - tarnijatele tasumata arved; C - raha ja selle ekvivalendid, LD - pikaajalised kohustused; CL - lühiajalised kohustused; TE - omakapital kokku; RE - jaotamata kasum; S - käive; GP - brutokasum; EBIT - tegevuskasum; EBITDA - kasum enne makse, intresse ja amortisatsiooni; CF - rahavoog; NI - puhaskasum; I - tasutud intressid.

Kõrvutades tabelleid 3 ja 4 selgub, et Dimitras *et al* (1996) poolt välja toodud enimkasutatud suhtarvud on enim kasutust leidnud ka Lukason *et al* (2016) poolt välja toodud tabelis. Kuna enimkasutatavate suhtarvude koostamiseks vajalikud andmed on käesolevas töös empiirilise osa moodustavast andmebaasist kättesaadavad, siis on mõistlik neid kasutada ka fotograafiaettevõtete ebaõnnestumise prognoosimisel.

Järgmiseks käsitletakse erialakirjanduse abiga ebaõnnestumise prognoosimise vaatlusperioodi pikkust. Kuigi eelnevalt sai juba mainitud, et Beaver (1966) kasutas andmeid kuni viis aastat enne pankrotti, siis oleks siinkohal mõttekas uurida, kuidas mõjutab ajaperioodi pikkus ebaõnnestumise prognoosimise täpsust, sest käesolevas töös kasutatavas andmebaasis on vanemate ettevõtete andmerekad kuni kümne aasta pikkused ja ilmselgelt on ebaotstarbeks kasutada prognoosimisel nii pikka aegrida, vaid tuleks leida optimaalne. du Jardin (2015) toob välja käesoleval aastatuhandel tehtud olulisemad ettevõtete ebaõnnestumist prognoosivad uurimused, kus esitatakse prognoosimudelite täpsus üle erinevate ajahorisontide, mille tulemused on esitatud tabelis 5.

Tabel 5

Ennustustäpsused protsentides ajahorisontide lõikes

Vaadeldav periood	1 a. enne pankrotti	2 a. enne pankrotti.	3 a. enne pankrotti
Miinumtäpsus	63,2	59,2	56,7
Maksimumtäpsus	97,2	93	90,5
Keskmine täpsus	84,03	77,49	73,16
Mediaantäpsus	83,85	76,05	71,7

Allikas: Autori koostatud kokkuvõtlik tabel, du Jardin (2015) põhjal.

Tabelist 5 on selgelt näha, et kõige täpsemini on võimalik ebaõnnestumist prognoosida kuni üks aasta enne pankrotti. Eranditult kõigi tabelisse koondatud autorite töödes andis prognoosimisel eelviimase aruandlusaasta kasutamine täpsemaid tulemusi, kui kaks aastat varasemate andmete kasutamine. Sama loogika laienes kolme aasta taguste andmete kasutamisele, selle erinevusega, et mõned üksikud autorid said küll võrdse ennustustäpsuse nagu

kaks aastat varasemaid andmeid kasutades, küll aga ei andnud kolm aastat vanade andmete kasutamine ühelgi autoril täpsemaid tulemusi kui kahe pankrotile eelnenud aasta andmete kasutamine.

Siinkohal kõrvutatakse du Jardini (2015) töö põhjal koostatud tabelis käesoleval aastatuhandel läbiviidud uurimistöodes välja toodud prognoosimudelite ennustustäpsusi erinevate ajaperioodide lõikes eelnevalt mainitud autorite töödega, millest selgub, et Altman esitab mudeli täpsusi oma 1968. aasta töös, tuues välja, et ajaperiood t-1 (1 aasta enne pankrotti) andis täpsuseks 95% ja t-3 (kolm aastat enne pankrotti) 48%. Dimitras *et al* (1996) võrdleb erinevate ajaperioodide täpsusi vastavalt t-1 76,3%, t-2 60,5% ja t-3 50%. Ilmneb sarnane ajahorisondi kaugenedes tekkiv ennustustäpsuse langustrend nagu tabelis 5.

2. Euroopa fotograafiateenuse ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimise empiiriline analüüs

2.1. Kasutatavad andmed ja kirjeldav statistika

Käesoleva töö empiirilises osas analüüsiks ja prognoosimudelite koostamiseks kasutatavad andmed pärinevad Amadeusi andmebaasist ning said 2019. aasta lõpus allalaetud vastavalt fotograafia tegevusvaldkonna koodile 74.20 - fotograafia tegevused. Nimetatud tegevusvaldkond hõlmab järgmisi teenuseid: portreefotograafia (passipildid, koolifotod, pulmad jne); reklaamfotograafia; moefotograafia; arhitektuurifotograafia; turismifotograafia; aerofotograafia; ürituste videograafia (pulmad, sünnipäevad, jm sündmused); fotofilmi töötlemine (ilmutamine, printimine, suurendamine); fotofilmi ilmutus- ja printimislaborid; ühe tunni fotopood (mitte fototehnika müüjad); pressifotograafia; slaidifilmide raamimine; fotofilmide duplikaatide väljastamine, taastamine. Nimetatud tegevusvaldkonda ei kuulu: mängufilmide filmimaterjali töötlemine filmitööstusele või televisioonile; kartograafiline fotograafia; iseteeninduslikud fotokabiinid kiirfotode tegemiseks (NACE Rev. 2, 2008).

Käesolevas andmebaasis kuvatakse kõik Euroopas registreeritud, 742 tegevusvaldkonna koodi alla kuuluvad ettevõtted, mida 2019. aasta lõpu seisuga oli 45866, millest prognoosimudelisse kaasati 1114. Väljalangenud andmete selgitused esitatakse alljärgnevalt andmete ülevaate juures. Iga ettevõtte kohta on toodud andmed maksimaalselt viimase kümne aasta

lõikes, paljudel on esitatud lühem ülevaateperiood, sest tegemist on nooremate kui 10 aasta vanusta ettevõtetega. Oluline näitaja andmetes oli ettevõtte staatus, millel võis olla väga erinevaid väärtusi: aktiivsed; maksehäiretega; tegevusetud; pankrotis; likvideeritud; likvideerimisel jt. (NACE Rev. 2, 2008)

Nimetatud staatustest kasutati edukate ettevõtete andmete korjel staatusega “aktiivne” märgitud ettevõtteid ja ebaõnnestunud ettevõtete korral ettevõtteid ükskõik millise staatusega “mitteaktiivsed”. Muud aktiivseid ettevõtteid märkivad staatused jäeti vaatluse alt välja, sest nende olukorda ei olnud võimalik üheselt määrata, kuna mõned neist võisid olla ebaõnnestumise protsessi mõistes juba ebaõnnestumise varajastes faasides. Andmete puhastamiseks koostas *Exceli* funktsiooni, mis otsis välja iga ettevõtte viimase aruande andmed, likvideerides samal ajal valimist ettevõtteid, mis polnud esitanud kõiki finantsuhtarvude koostamiseks vajalikke andmeid. Lõpuks koondasin ettevõtteid kokku riikide kaupa ja edasiseks analüüsiks kasutatud andmestik on toodud alljärgnevas tabelis 6.

Tabel 6

Kasutatud valim

Riik	0 = ellujäänud	% 0-st	1 = ebaõnnestunud	% 1-st	Kokku
Belgia	3	0,29%	0	0,00%	3
Bosnia ja Hertsegoviina	3	0,29%	0	0,00%	3
Bulgaaria	14	1,36%	0	0,00%	14
Eesti	9	0,88%	0	0,00%	9
Hispaania	179	17,43%	4	4,60%	183
Horvaatia	11	1,07%	2	2,30%	13
Island	10	0,97%	0	0,00%	10
Itaalia	84	8,18%	8	9,20%	92
Läti	5	0,49%	0	0,00%	5
Norra	74	7,21%	4	4,60%	78
Poola	2	0,19%	0	0,00%	2
Portugal	49	4,77%	2	2,30%	51
Prantsusmaa	133	12,95%	38	43,68%	171

Põhja-Makedoonia	1	0,10%	1	1,15%	2
Rootsi	223	21,71%	4	4,60%	227
Rumeenia	35	3,41%	1	1,15%	36
Saksamaa	0	0,00%	1	1,15%	1
Serbia	1	0,10%	0	0,00%	1
Slovakkia	27	2,63%	0	0,00%	27
Sloveenia	12	1,17%	1	1,15%	13
Soome	56	5,45%	1	1,15%	57
Suurbritannia	3	0,29%	2	2,30%	5
Taani	3	0,29%	0	0,00%	3
Tšehhi	5	0,49%	0	0,00%	5
Ukraina	2	0,19%	0	0,00%	2
Ungari	12	1,17%	3	3,45%	15
Venemaa	71	6,91%	15	17,24%	86
Kokku	1027		87		1114

Allikas: Amadeuse andmebaas, autori koostatud.

Ülaltoodud tabelist on näha, et suuremad riigid annavad suurema hulga vaatlusi nii edukate kui ka ebaõnnestunud ettevõtete kogumites. Nähtub, et ebaõnnestunud ettevõtteid on lõppvalimis üle 10 korra vähem, kui toimivaid ettevõtteid. Põhjus on selles, et paljud ebaõnnestunud ettevõtted on kogu oma tegutsemise jooksul edastanud puudulikke andmeid või pole majandusaasta aruandeid üldse esitanud.

Eriliselt hakkab silma Prantsusmaa, kust tuleb peaaegu pool ehk 43,68% kogu ebaõnnestunud ettevõtetest analüüsitava andmestikus. Ühtlasi tähendab see, et pole mõtet teha eraldi riikidevahelisi võrdlusi, kuna peaaegu pooled vaatlused pärinevad Prantsusmaalt. Teistmoodi hakkavad silma Saksamaa ja Suurbritannia, mis on mõlemad väga suured riigid ja võiks eeldada, et panustavad andmetesse teiste rahvaarvult suurematega riikidega samaväärselt, aga tabelist 6 selgub, et kasutatavas valimis pole ühtegi toimivat Saksamaa ettevõtet ja kõigest üks ebaõnnestunud ettevõte ning ainult kolm toimivat ja kaks ebaõnnestunud Suurbritannia

ettevõtet. Majandusaruannete esitamise alused on riigiti erinevad ja tihti kehtivad mikro-ettevõtetele suurematest ettevõtetest erinevad reeglid. Näiteks Euroopa Liidus 2016. aastal kehtima hakanud ühtne poliitika väikeettevõtete lihtsustatud aruandluse kohta (Greenbaum, 2016). Kindlasti pole asi selles, et Suurbritannias või Saksamaal oleks fotograafia teenuseid pakkuvaid ettevõtteid vähem, pigem samaväärselt teiste Euroopa suurriikidega. Täpsed põhjused jäävad käesoleva töö vaatekaugusest välja. Lisamärkusena võib välja tuua, et vaadates tagasi puhastamata algandmetele leidub tabelis hulganisti Saksamaa ja Suurbritannia ettevõtteid, kes pole enamasti esitanud töös tarvilike suhtarvude koostamiseks vajalikku infot, mistõttu on ka nende esindatus lõppkogumis väike.

Järgnevalt koostati ja arvutati välja kõigi andmeid omavate ettevõtete kohta edasiseks analüüsiks varasemates uuringutes laialdast kasutamist leidnud finantssuhtarvud:

likviidsus (lühiajaline maksevõime) = (käibevara - lühiajalised kohustused) / varad kokku;

solventsus (pikaajaline maksevõime) = omakapital / varad kokku;

tootlikkus = (müügitulu + muud äritulud) / varad kokku;

rentaablus = puhaskasum / varad kokku.

Tabel 7

Andmete kirjeldav statistika.

		Likviidsus	Solventsus	Tootlikkus	Rentaablus
0 = toimivad	Keskmine	0,2570	0,4474	1,7904	0,0967
n = 1027	Standardhälve	0,37044	0,33831	1,38462	0,22447
	Mediaan	0,2803	0,4813	1,4279	0,0512
1 = ebaõnnestunud	Keskmine	0,0622	0,2672	2,0443	-0,0291
n = 87	Standardhälve	0,42159	0,37361	1,61938	0,22014
	Mediaan	0,0838	0,2719	1,7042	0,0000
Kokku	Keskmine	0,2418	0,4333	1,8102	0,0869
n = 1114	Standardhälve	0,37810	0,34443	1,40520	0,22657
	Mediaan	0,2670	0,4631	1,4382	0,0451

Allikas: Autori koostatud.

Tabelist 7 nähtub, et suhtarvude iseloom ellujäänud ja ebaõnnestunud ettevõtete puhul allub tavapärasele finantsloogikale. Näiteks Lukason ja Valgenberg (2021) toovad Eesti peamiselt mikroettevõtete (käive alla 2 miljoni euro), aga ka väike- ja keskmiste ettevõtete (Mikro-, väike- ja keskmised ettevõtted ehk MVKE) näitel välja finantsuhtarvud, milles likviidsuse keskmine kordaja perioodil t-1 (1 aasta enne pankrotti) aktiivsetel ettevõtetel on 0,24, mis on täiesti võrreldav käesolevas mudelis leitud 0,26-ga. Samas töös kasutavad Lukason ja Valgenberg (2021) ka rentaabluse suhtarvu, mille keskmiseks väärtuseks perioodil t-1 saadakse 0,08, mis on taaskord sarnane käesoleva mudeli 0,10-le. Kui võrrelda keskmisi, siis joonistub välja, et likviidsus on toimivatel ettevõtetel ligi neli korda kõrgem, solventsus peaaegu kaks korda ja rentaablus veelgi rohkem suurem. Esmapilgul võib tunduda imelik, et ebaõnnestunud ettevõtete tootlikkus on toimivatest ettevõtetest suurem, aga see anomaalia tuleneb asjaolust, et ebaõnnestumise kursil oleva ettevõtte koguarad vähenevad kiiresti, mistõttu jagatise nimetaja väheneb ning annab tulemuseks suurema väärtusega suhtarvu.

Mediaanväärtuste analüüs annab sarnase tulemuse, kus suhtarvud nii toimivate kui ebaõnnestunud ettevõtete puhul on loogiliste erinevustega. Järgnevalt kontrolliti, kas esitatud suhtarvude keskmised on üldse statistiliselt oluliselt erinevad. Welchi'i testi p-väärtused näitasid, et kõigi suhtarvude keskmised on statistiliselt oluliselt erinevad välja arvatud tootlikkuse suhtarvu puhul, vastavalt 0,000 likviidsuse, solventsuse ja rentaabluse korral ja 0,159 tootlikkuse suhtarvu korral.

Sama tulemuseni jõudis ka Altman (1968), kui tema mudelis osutus tootlikkuse suhtarv statistiliselt ebaoluliseks tasemel 0,001. Nagu varasemalt selgus, oli nimetatud suhtarvu väärtus ilma lisaselgituseta ebaloogiline ehk ebaõnnestunud ettevõtete keskmine ja mediaan-tootlikkus paistis suurem toimivate ettevõtete tootlikkusest. Ülejäänud kolme suhtarvu keskmised väärtused olid kõik statistiliselt oluliselt erinevad.

Lisaks on otstrabekas tuua välja suhtarvude omavahelised korrelatsioonid, mille illustreerimiseks koostati tabel 9. Võttes arvesse kõigi suhtarvude ühist nimetajat ehk koguarasid, siis võib kohati oodata muutujate omavahelist statistiliselt olulist korrelatsiooni.

Tabel 9

Muutjate korrelatsiooni kirjeldav tabel. $N=1114$.

Suhtarvud				
	Likviidsus	Solventsus	Tootlikkus	Rentaablus
Likviidsus	1	0,685	0,011	0,321
Solventsus	0,685	1	-0,121	0,326
Tootlikkus	0,011	-0,121	1	0,036
Rentaablus	0,321	0,326	0,036	1

Allikas: Autori koostatud.

Märkus: Likviidsuse, solventsuse ja rentaabluse muutujate p-väärtus 0,000, tootlikkuse muutuja p-väärtus 0,236.

Nagu võis arvata, eksisteerib muutujate vahel statistiliselt oluline korrelatsioon. Likviidsus korreleerub olulisel määral solventsuse ja rentaablusega, solventsus korreleerub lisaks likviidsusele nii tootlikkuse kui rentaablusega, tootlikkus korreleerub solventsusega ning rentaablus korreleerub likviidsuse ja solventsusega. Lukason ja Valgenberg (2021) esitavad oma töös kasutatud suhtarvude korrelatsioonid, mis omavad sarnaseid vastastikuseid seoseid, kus juba varasemalt näitena kasutatud likviidsuse ja rentaabluse suhtarvude korrelatsiooni väärtuseks on 0,5, mis käesolevas töös omavahel statistiliselt oluliselt korreleeruvad väärtusega 0,32. Lisaks näitavad Lukason ja Laitinen (2019) likviidsuse ja rentaabluse sarnast käitumist MVKE andmetes perioodil t-1.

2.2. Ebaõnnestumise prognoosimudelite koostamine ja tulemuste analüüs

Kõik edasises töös esitatud prognoosimudelid koostati tarkvaraprogrammis SPSS. Ellujäänud ettevõtted kodeeriti 0-ga, ebaõnnestunud ettevõtted kodeeriti 1-ga. Logit mudeli koostamiseks kaaluti vaatlused võrdseks (*weigh cases*) vältimaks enamusklassi (toimivaid ettevõtteid on valmis 1027, 87 ebaõnnestunud ettevõtte vastu) õigesti klassifitseerimise domineerimist analüüsis.

Tabel 10

Logit mudeli tulemused.

Muutujad	Kordaja B	p-väärtus
Likviidsus	-0,611	0,007
Solventsus	-0,486	0,058
Tootlikkus	0,124	0,004
Rentaablus	-2,006	0,000
Konstant	0,105	0,415

Allikas: Autori koostatud.

Tabelis 10 huvitavad meid tulba “Kordaja B” ehk muutujate kordajate väärtused ja tulp “p-väärtus” ehk statistilise olulisuse näitajad. “Kordaja B” tulbas on eelkõige olulised kordajate ees olevad märgid, mis peaksid vastama kordaja sisule. Logit mudeli puhul on kõik kordajad statistiliselt olulised, kuigi solventsust võib pidada piiri peal olevaks väärtusega 0,058 ehk sajandikeni ümardades 0,06. Mikroettevõtete puhul on loogiline, et pikaajaline maksevõime ei oma suurt ennustuspotentsiaali ettevõtte pankroti prognoosimisel, sest väikeettevõtete ebaõnnestumine on tulenevalt nende vähesest omakapitalist tavaliselt kiire. Oluline on pöörata tähelepanu kordajate ees olevatele märkidele. Teooria kohaselt peaksid kõik kordajad olema miinusmärgiga, sest iga suhtarvu väärtuse suurenemine vähendab ebaõnnestumise tõenäosust. Logit mudeli kohaselt nii ka on välja arvatud tootlikkuse näitaja puhul, mille positiivne märk viitab nähtusele nagu suurendaks tootlikkuse kasv ettevõtte ebaõnnestumise tõenäosust. Tootlikkuse suhtarvu niisuguse käitumise võimalikud põhjused said eelnevalt välja toodud.

kujutatud viiest ettevõttest koosnevate kogumite tegelikku positsiooni, kuivõrd horisontaal-
teljel saab jälgida igale kogumile mudeli poolt prognoositud ebaõnnestumise tõenäosust.

Allikas: Autori koostatud.

Jooniselt 2 paistab, millised ettevõtete kogumid võivad olla valesti klassifitseeritud. Murde-
punkti lähedal 0,4-0,6 vahel on suurem valesti klassifitseerimise risk. Tegelikud eba-
õnnestujad saavad kõigest paaril korral väga madala ebaõnnestumise tõenäosuse 0,1-0,2.
Samamoodi tegelikult ellujäävad ettevõtted saavad harva suure ebaõnnestumise tõenäosuse
üle 0,7.

Logistilist regressiooni kasutades saame mudeli ennustustäpsuseks 63,7%. Sarnaste muutu-
jatega, kuid ainult Ameerikas tegutsevaid suurfirmasid kasutades sai Altman (1968) mudeli
täpsuseks üle 90%, kuid suurfirmade ebaõnnestumine on pikemalt ette vaadeldav, mistõttu on
mudeli täpsus suurem. Näiteks Fuertes-Callen *et al* (2022) uurisid kuni viie aasta vanuste
ettevõtete ebaõnnestumise tõenäosust Hispaania ettevõtete näitel ja said sarnaselt käesolevas
töös esitatule logistilise regressiooni meetodi täpsuseks 65,9%. Nii noored ettevõtted polnud
tõenäoliselt veel jõudnud suureks kasvada ja vastasid väike- või mikroettevõtte definit-
sioonile.

Edasi proovitakse käesolevatel andmetel põhinevat mudelit täpsemaks saada, eristades ette-
võtteid nende vanuse ja suuruse järgi. Selleks jagati ettevõtted mediaanvanuse järgi noorteks
ja vanadeks ning mediaansuuruse järgi väikesteks ja suurteks. Suuruse arvestamise aluseks
oli bilansimaht. Mediaanvanuseks tuli 10,85 aastat (kuigi eelnevalt on mainitud, et finants-
andmed olid Amadeuse andmebaasis kättesaadavad viimase kümne aasta kohta, siis ettevõtte
asutamiskuupäev oli eraldi välja toodud, mille alusel sai leida ettevõtte vanuse) ja mediaan-
bilansimahuks 99,8 tuhat eurot. 20 korda väiksem kui tegelik mikroettevõtte (SME) definit-
sioon (Euroopa Komisjon, 2023). Käesolevas töös kasutatakse diferentseerimiseks väljendeid
nooremad ja vanemad, mitte noored ja vanad definitsiooni järgi. Näiteks definitsiooni järgi on
noored ettevõtted vähem kui viie aastased ja vanad ettevõtted on rohkem kui 25 aastat vanad
(Robb, 2002).

Tabel 12

Kitsendatud mudeli täpsused nooremate ja vanemate ettevõtete lõikes.

Nooremate klassifikatsioonitabel				Vanemate klassifikatsioonitabel			
Proгноositud staatus		% korrektselt		Proгноositud staatus		% korrektselt	
0	1			0	1		
Tegelik staatus 0	193	85	69,4	Tegelik staatus 0	168	100	60,3
Tegelik staatus 1	77	201	72,3	Tegelik staatus 1	111	167	60,0
% kokku			70,9	% kokku			60,2

Märkus: Murdepunkt ,500.

Allikas: Autori koostatud.

Kitsendamata logit mudeli täpsus oli 63,7%, kuid tabelist 12 selgub, et mudelit kitsendades saab täpsust oluliselt kõrgemaks noorte ettevõtte ebaõnnestumise prognoosimiseks, kuivõrd vanade ettevõtete prognoositäpsus langeb. Noorte ettevõtete lõikes tõuseb ebaõnnestunud ettevõtete õigesti klassifitseerimine tervelt 72,3% peale, kuivõrd koondmudelil oli õigesti klassifitseerimise täpsus 62,1%. Vanemate ettevõtete prognoositäpsus on ühtlaselt madalam kui kitsendamata mudelis nii toimivate kui ebaõnnestunud ettevõtete lõikes.

Tabel 13

Kitsendatud mudeli täpsused väiksemate ja suuremate ettevõtete lõikes.

Väiksemate klassifikatsioonitabel				Suuremate klassifikatsioonitabel			
Proгноositud staatus		% korrektselt		Proгноositud staatus		% korrektselt	
0	1			0	1		
Tegelik staatus 0	193	86	69,3	Tegelik staatus 0	178	101	63,7
Tegelik staatus 1	110	168	60,5	Tegelik staatus 1	89	190	68,2
% kokku			64,9	% kokku			66

Märkus: Murdepunkt 0,5.

Allikas: Autori koostatud.

Väiksemate ettevõtete vaatlusel Tabelist 13 suureneb toimivate ettevõtete korrektselt klassifitseerimine koondmudeliga võrreldes 65,3 %-lt 69,3 % peale, aga ebaõnnestuvate ettevõtete korrektne klassifitseerimine langeb 62,1 %-lt 60,5% peale, mis annab väiksemate ettevõtete klassifitseerimise täpsuseks 64,9%.

Suuremate ettevõtete puhul jääb toimivate ettevõtete korrektselt klassifitseerimine samale täpsustasemele nagu koondmudeli kogutäpsus ehk 63,7%. Ebaõnnestunud ettevõtete korrektselt klassifitseerimine tõuseb 62,1 %-lt 68,2% peale.

Seega, mudelit kitsendades on võimalik prognoosimise täpsust suurendada, kui peaks näiteks olema soov töötada edasi mõne konkreetse osapopulatsiooniga. Mudelit on otstarbekas kitsendada, kui huvipakkuvaks vaatlusgrupiks on nooremad, väiksemad või suuremad ettevõtted.

Vanemate ettevõtete korral mudeli kitsendamine prognoositäpsust ei tõsta, vaid hoopis langetab.

Tabel 14

Kordajate väärtused ja olulisused kitsendatud mudelites.

	B noored	p	B vanad	p	B väikesed	p	B suured	p
Likviidsus	-0,849	0,015	-0,543	0,075	-0,544	0,110	-0,555	0,077
Solventsus	-0,089	0,827	-0,626	0,070	0,229	0,551	-1,158	0,001
Tootlikkus	0,132	0,023	0,067	0,323	0,201	0,001	-0,077	0,632
Rentaablus	-2,917	0,000	-0,893	0,072	-2,066	0,000	-2,125	0,002
Vabaliige	0,006	0,973	0,249	0,186	-0,443	0,039	0,593	0,008

Allikas: Autori koostatud.

Märkus: B - kordaja, p - p-väärtus.

Tabelist 14 selgub, et kitsendatud mudelis on probleemiks mitmete muutujate statistiline ebaolulisus. Noorte ettevõtete puhul on kõik muutujad peale solventsuse ehk pikaajalise maksevõime statistiliselt olulised ja kõige olulisem on rentaablus, mille tähtsust noorte ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimisel on rõhutanud ka Lukason ja Laitinen (2019).

Vanade ettevõtete puhul paistab, et kordajate olulisused jäävad heaks tavaks kujunenud 0,05 ja viimase piiri ehk 0,1 vahele, mistõttu võib nende prognoosiväärtuses kahtlema hakata, kuigi kordajate märgid on endiselt loogilised. Väikesemate ettevõtete puhul jäävad statistiliselt oluliseks ainult tootlikkus ja rentaablus ning sarnaselt nooretele ettevõtetele omab suurimat mõju rentaablus. Likviidsus ja solventsus on statistiliselt ebaolulised.

Vaadates suuremaid ettevõtteid jääb rentaablus endiselt kõige määravamaks, kuid rolli hakkab mängima ka solventsus, likviidsuse kordaja tõenäosus läheneb aga 0,1-le, ehk viimase statistiliselt olulise väärtuse piirile. Tootlikkus on selgelt statistiliselt ebaoluline.

Tabel 15

Ettevõtte vanuse ja suuruse binaarselt mudelisse lisamisel saadud mudeli täpsus.

	Proгноositud staatus 0	Proгноositud staatus 1	Mitu % korrekselt
Tegelik staatus 0	368	189	66,1
Tegelik staatus 1	198	359	64,4
% kokku			65,2

Märkus: Murdepunkt 0,5.

Allikas: Autori koostatud

Tabelist 15 selgub, et ettevõtte vanuse ja suuruse binaarselt mudelisse lisamisel mudeli täpsus küll kasvab tavalise logit mudeliga võrreldes 1,5 protsendipunkti. Lisaanalüüsi tulemusena selgub, et mõlemad lisatud binaarsed muutujad on statistiliselt ebaolulised. Vastavalt vanus p-väärtusega 0,264 ja suurus p-väärtusega 0,128.

Järgmine loogiline samm mudeli täpsuse tõstmiseks on vaadata, kuidas kasutatav andmestik käitub logistilise regressiooniga võrreldes masinõppe meetodite närvivõrgu ja otsustuspuu mudelites. Närvivõrgu ja otsustuspuu meetodite puhul ei saa vaatlusi sarnaselt logit mudelile võrdseks kaaluda, vaid tuleb vähemusklassi vaatlusi juurde sünteesida, mis tähendab vähemusklassi enamusklassiga võrdseks suurendamist. Sellise sünteesimismeetodi (inglise keeles *Synthetic Minority Oversampling Technique* ehk *SMOTE*) toimimisest, kuidas vaatlusi juurde sünteesida on täpsemalt kirjutanud Chawla *et al* (2002).

Tabel 16

Närvivõrgu ja otsustuspuu mudelite 10 iteratsiooni täpsused ja olulisused.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Keskmine
Meetod ja täpsused %											
Närvivõrk	67	66,4	66,9	68,2	65,2	66,7	65,9	67,3	66,4	65,7	66,57
Otsustuspuu	65,8	64,5	65,4	64,3	67,1	66,1	68,8	67,4	66,2	64	65,96
Närvivõrgu muutujate olulisused											
Likviidsus	82,2	66,6	46,4	82,6	74,4	58,3	53,4	68,2	51,1	58	64,12
Solventsus	34,5	11,1	7,7	43	6,3	22,8	44,7	49,4	17,8	18,2	25,55
Tootlikkus	60	41,8	38	57,1	52,6	51,2	57,9	66,4	51,1	47,5	52,36
Rentaablus	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Otsustuspuu muutujate olulisused											
Likviidsus	21,5	43,5	35,6	40	65,9	58,5	96,2	100	36,9	31,6	52,97
Solventsus	45,3	41	41,2	42,8	47,7	55,3	90,6	65,9	35,8	78,7	54,43
Tootlikkus	3,9	1	3,7	0	0,7	3,2	3,3	0,2	0,9	35,2	5,21
Rentaablus	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Allikas: Autori koostatud.

Märkus: Muutujate olulisused Tabelis 16 väljendavad masinõppe mudeltes nende normaliseeritud tähtsust, kus kõige tähtsamale muutujale omistatakse väärtus 100.

Närvivõrgu mudeli rakendamisel jagati vaatlused 70% ulatuses treenimiseks ja 30% testimiseks, otsustuspuu puhul 50% treenimiseks ja 50% testimiseks. Seejärel viidi läbi 10 mudeli iteratsiooni SPSS-is ja tulemused mudeli täpsuste ja muutujate olulisuste kohta on toodud tabelis 16. Närvivõrgu meetodit kasutades jäi mudeli täpsus 65,2% ja 68,2% vahele ning 10 mudeli keskmiseks saadi 66,57%. Otsustuspuu meetodi tulemused olid vastavalt 64% ja

68,8% ning keskmine 65,96% Seega annavad mõlemad masinõppe mudelid logit mudelitega võrreldes suurema täpsuse. Alaka *et al* (2018) koondasid varasemad uuringud, milles oli võrreldud ebaõnnestumise prongoosimeetodeid ja said sarnased tulemused, mille kohaselt närvivõrk andis täpsema mudeli otsustuspuu ees ja nii närvivõrgu kui otsustuspuu täpsused olid kõrgemad logit mudeli omast.

Väike erinevus masinõppe mudelite vahel joonistub välja muutujate olulisuste vaatlusel, kui närvivõrgu meetod asetab likviidsuse keskmiselt teisele kohale, siis otsustuspuu pakub keskmiselt teiseks oluliseks muutujaks solventsust. See erinevus on petlik, sest masinõppe meetodid töötavad selliselt, kus leitakse kõige olulisem muutuja, misjärel teiste muutujate olulisus pole enam määrav. Igal juhul hindavad mõlemad meetodid kõige olulisemaks muutujaks rentaablust, mille määrav tähtsus selgus eelnevalt kirjeldava statistika tabelis 7, kus just rentaabluse suhtarv erines ellujäävate ja ebaõnnestunud ettevõtete lõikes kõige enam. Rentaabluse suhtarvu tähtsust toetab ka teooria väikeettevõtete ebaõnnestumise prognoosimisel. Lukason ja Laitinen (2019) toovad välja, et väikettevõtete puhul on kõige tõenäolisem kiire ebaõnnestumine ehk lühiajaline ebaõnnestumine, mis toimub tihti ühe majandusaasta jooksul, mistõttu on rentaablus kõige olulisem näitaja, sest rentaabluse kiire kahanemine on üks aasta enne pankrotti vaadeldav, kuivõrd likviidsus ja solventsus võivad küll samuti kahaneda, kuid muutused pole võrreldes rentaablusega nii kiired.

Kokkuvõte

Käesolev uurimus oli ajendatud autori seotusest ettevõtlusega fotograafia tegevusalal, mistõttu uuriti, kuidas koostada ebaõnnestumise prognoosimise mudeleid Euroopa fotograafiavaldkonna ettevõtete näitel. Selleks koondati esimeses peatükis varasematele uuringutele tuginedes info ja kirjeldati ebaõnnestumise mõistet, mis võib olla nii lai kui kitsas. Lai ebaõnnestumine hõlmab igasuguseid ettevõtte raskusi eesmärkide saavutamisel, kuivõrd kitsas mõiste väljendab konkreetselt pankrotti. Seejärel kirjeldati ebaõnnestumise protsessi, mille üheks võimalikuks lõpp-punktiks on pankrot. Esimese peatüki teises pooles vaadeldi, milliseid mudeleid on varasemates töodes ebaõnnestumise prognoosimiseks kasutatud ning jõuti järeldusele, et enamkasutatavad ja ka selles töös rakendatavad on logistiline regressioon, närvivõrk ning otsustuspuu. Mudelite koostamiseks ja tulemuste analüüsimiseks on tarvis muutujaid, mistõttu anti ülevaade teiste autorite poolt kasutatud muutujatest, ning selgus, et

ebaõnnestumise prognoosimiseks kasutatakse peamiselt finantssuhtarve. Selgus, et nendest enimkasutatavad on likviidsust, tootlikkust, solventsust ja rentaablust iseloomustavad finantssuhtarvud, mistõttu kasutati neid ka käesolevas töös.

Teises, ehk empiirilisele analüüsile keskenduvast peatükis anti ülevaade Amadeuse andmebaasist saadud fotograafiavaldkonna ettevõtete andmetest, mida edasiseks analüüsiks ja mudelite koostamiseks kasutati. Seejärel arvutati iga aktiivse ja ebaõnnestunud ettevõtte kohta välja likviidsuse, tootlikkuse, solventsuse ja rentaabluste suhtarvud. Selgus, et tootlikkuse suhtarv pole statistiliselt oluline, küll aga olid seda kõik teised muutujad. Seejärel koostati logistilise regressiooni mudel, mille ennustustäpsuseks saadi 63,7%, millega sarnaseid täpsuseid said ka teised varasemalt mikroettevõtteid uurinud autorid. Seejärel prooviti mudelit kitsendada kasutades ainult nooremaid, vanemaid, väiksemaid ja suuremaid ettevõtteid, kuid eriti suurt ennustustäpsuse kasvu sellega ei kaasnud, vanemate ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimise täpsus hoopis langes. Edasi kasutati modernsemaid masinõppe meetodeid närvivõrgu ja otsustuspuu mudelite koostamiseks ning nagu varasemates teadustöodes ka nähtus, osutusid need võrreldes logit mudeliga natuke täpsemateks, kus närvivõrgu meetodit kasutades saadi mudeli ennustustäpsuseks 66,57% ja otsustuspuu meetodit kasutades 65,96%.

Käesoleva töö tulemusel selgus, et Euroopa fotograafiavaldkonna ettevõtted on enamjaolt väike- või mikroettevõtted, mediaanvanusega 10,85 aastat ja mediaanbilansimahuga 99,8 tuhat eurot, mediaanid kehtivad ainult nende ettevõtete kohta, kes olid esitanud kõik ülalmainitud finantssuhtarvude koostamiseks vajalikud andmed, mitte ei iseloomusta nimetatud mediaanväärtused kogu Euroopa fotograafiateenuse sektorit. Lisaks saadi teada, et fotograafia tegevusvaldkonna ettevõtete finantssuhtarvud käituvad ebaõnnestumise prognoosimudelites sarnaselt varasemates töödes uuritud sektoritega.

Tööd on võimalik edasi arendada, näiteks võttes andmed uuesti ette pärast koroonakriisist tekkinud turušokki, milles suurimaks kasotajaks olid just teenuseid pakkuvad ettevõtted ja nendest väiksemad ettevõtted, kelle kapitalivarud olid piiratud ning kelle lisatuluallikate leidmine kõrgest spetsialiseeritusest tulenevalt ahtad. Praktilise poole pealt võib fotograafia teenuse valdkonnas ettevõtlusega tegelejate tähelepanu juhtida rentaabluste positiivsena hoidmise olulisusele tagamaks ettevõtte püsima jäämine.

Viidatud allikad

1. Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems With Applications* 94, lk 164–184.
2. Amankwah-Amoah, J. (2016). An integrative process model of organisational failure. *Journal of Business Research* 69, lk 3388-3397.
3. Altman, E., I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), lk 589-609.
4. Argenti, J. (1976). Corporate Collapse: the Causes and Symptoms. *Berkshire: McGraw–Hill Book Company*, lk 193.
5. Balcaen, S. ja Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), lk 63-93.
6. Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting: Selected Studies*, 4, lk 71–111.
7. Chawla, N., V., Bowyer, K., W., Hall, L., O., Kegelmeyer, W., P. (2002). *Journal of Artificial Intelligence Research* 16, lk 321-357.
8. Cochran, A.B. (1981). Small Business Mortality Rates: A Review of the Literature. *Journal of Small Business Management*, 19(4), lk 50-59.
9. Crutzen, N. ja Van Caillie, D. (2008). The Business Failure Process: an Integrative Model of the Literature. *Review of Business and Economics*, 53(3), lk 287– 316.
10. Dimitras, A.I., Zanakis, S.H., Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research* 90, lk 487-513.

11. Euroopa Komisjon. *Internal Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs, European Commission*. Kasutatud 9.05.2023, https://single-market-economy.ec.europa.eu/smes/sme-definition_en
12. Everett, J. ja Watson, J. (1998). Small business failure and external risk factors. *Small Business Economics*, 11, lk 371–390.
13. Fuertes-Callen, Y., Cuellar-Fernandez, B., Serrano-Cinca, C. (2022). Predicting startup survival using first years financial statements. *Journal of Small Business Management*. <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00472778.2020.1750302>
14. Greenbaum, J. (2016). Mikro ja väikeettevõtjate aruandlus muutub lihtsamaks. *RMP Pro*, 2. veebruar. Kasutatud 09.05.2023, <https://www.rmp.ee/raamatupidamine/raamatupidamine-yldiselt/mikro-ja-vaikeettevotjate-aruandlus-muutub-lihtsamaks-2016-02-02>
15. Hambrick, D. C. ja D'Aveni, R. A. (1988). Large Corporate Failures as Downward Spirals. *Administrative Science Quarterly*, 33(1), lk 1–23.
16. du Jardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure process. *European Journal of Operational Research* 242, lk 286-303.
17. Jayasekera, R. (2018). Prediction of company failure: Past, present and promising directions for the future. *International Review of Financial Analysis*, 55, lk 196-208.
18. Jeng, B., Jeng ja Y. M., Liang, T. P. (1997). FILM: A fuzzy inductive learning method for automated knowledge acquisition. *Decision Support Systems*, 21(2), lk 61-73.
19. Laitinen, E. K. (1991). Financial Ratios and Different Failure Processes. *Journal of Business Finance & Accounting*, 18(5), lk 649–673.
20. Laitinen, E. K. ja Lukason, O. (2014). Do Firm Failure Processes Differ Across Countries: Evidence from Finland and Estonia. *Journal of Business Economics and Management*, 15(5), lk 810–832.

21. Lukason, O. ja Hoffman, R. C. (2015). Firm Failure Causes: A Population Level Study. *Problems and Perspectives In Management*, 13(1), lk 45–55.
22. Lukason, O. ja Laitinen, E. (2019). Firm failure processes and components of failure risk: An analysis of European bankrupt firms. *Journal of Business Research* 98, lk 380-390.
23. Lukason, O., Laitinen, E., K., Suvas, A. (2016). Failure processes of young manufacturing micro firms in Europe. *Management Decision*, 54(8), lk 1966-1985.
24. Lukason, O. ja Valgenberg, G. (2021). Failure prediction in the Condition of Information Asymmetry: Tax Arrears as a Substitute When Financial Ratios Are Outdated. *Journal of Risk and Financial Management* 2021, 14, lk 470.
25. Marks, M. L. ja Vansteenkiste, R. (2008). Preparing for organizational death: Proactive HR engagement in an organizational transition. *Human Resource Management*, 47(4) , lk 809-827.
26. Moulton, W. N., Thomas, H., Pruett, M. (1996). Business Failure Pathways: Environmental Stress and Organizational Response. *Journal of Management*, 22(4), lk 571–595.
27. NACE Rev. 2 (2008). *Eurostat. Statistical classification of economic activities in the European Community*. Kasutatud 9.05.2023, <https://nacev2.com/en/activity/photographic-activities>
28. Pretorius, M. (2009). Defining Business Decline, Failure and Turnaround: A Content Analysis. *Southern African Journal of Entrepreneurship and Small Business Management*, 2(1), lk 1-16.
29. Robb, A., M. (2002). Small Business Financing: Differences Between Young and Old Firms. *Journal of Entrepreneurial Finance and Business Ventures*, 7(2), lk 45-64.
30. Shi, Y., Li, X. (2019, Dec 1). A bibliometric study on intelligent techniques of bankruptcy prediction for corporate firms. *Heliyon*, 5(1), lk 12.

31. Sun, J., Li, H., Huang, Q-H., He, K-Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, lk 41-56.

Summary

FAILURE PREDICTION OF EUROPEAN PHOTOGRAPHY SERVICE COMPANIES

Sven Začek

This study was motivated by the author's involvement with business in the field of photography, so it was investigated how to create failure prediction models using the example of European companies in the field of photography. For this purpose, the first chapter gathered information based on previous studies and described the concept of firm failure, which can be both broad and narrow. Broad failure includes all kinds of difficulties a company has in achieving its goals, whereas the narrow term specifically expresses bankruptcy. A process of failure was then described, with bankruptcy as one of the possible endpoints. In the second half of the first chapter, it was looked at which models have been used in previous studies to predict failure and came to the conclusion that logistic regression, neural network and decision tree are the most used and also applicable in this work. Variables are needed to create models and analyze the results, so an overview of the variables used by other authors was given and it became clear that financial ratios are mainly used to predict failure. It turned out that the most used of them are financial ratios characterizing liquidity, productivity, solvency and profitability, which is why they were also used in this work.

In the second chapter, which focuses on empirical analysis, an overview was given of the data of companies in the field of photography obtained from the Amadeus database, which were used for further analysis and the creation of models. Liquidity, productivity, solvency and profitability ratios were then calculated for each active and failed company. It turned out that the productivity ratio is not statistically significant, all other variables were found to be significant. Then a logistic regression model was prepared, the prediction accuracy of which was 63.7%, which is not a bad result for micro-enterprises. Then it was tried to narrow down the model by using only younger, older, smaller and larger companies, but this did not result in a particularly large increase in prediction accuracy, instead the accuracy of predicting the failure of older companies decreased. In the end more modern machine learning methods were used to create neural network and decision tree models, and as it was learned from previous studies, they turned out to be a bit more accurate compared to the logit model. 66.57% and 65.96% respectively.

As a result of this work, it was found that the financial ratios of companies in the field of photography behave in failure prediction models similar to the sectors studied in previous works. It is possible to develop the work further, for example, by observing the Amadeus data again after the market shock caused by the corona crisis, in which the biggest losers were companies providing services and precisely smaller service companies, whose capital reserves were tiny and whose sources of additional income due to high specialization were difficult to find. For day to day practitioners, most likely the owners or partners of a photography company it can be stressed that it is important to keep an eye on their profitability figures. Namely it is vital to keep the company profitable.

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

1. Mina, Sven Začek

annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) minu loodud teose “Euroopa fotograafia-teenuse ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimine”,

mille juhendaja on kaasprofessor Oliver Lukason,

reprodutseerimiseks eesmärgiga seda säilitada, sealhulgas lisada digitaalarhiivi DSpace kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni.

2. Annan Tartu Ülikoolile loa teha punktis 1 nimetatud teos üldsusele kättesaadavaks Tartu Ülikooli veebikeskkonna, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace kaudu Creative Commons'i litsentsiga CC BY NC ND 3.0, mis lubab autorile viidates teost reprodutseerida, levitada ja üldsusele suunata ning keelab luua tuletatud teost ja kasutada teost ärieesmärgil, kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni.

3. Olen teadlik, et punktides 1 ja 2 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

4. Kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei riku ma teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse õigusaktidest tulenevaid õigusi.

Sven Začek

11.05.2023