

TARTU ÜLIKOOL

LOODUS- JA TÄPPISTEADUSTE VALDKOND

MATEMAATIKA JA STATISTIKA INSTITUUT

Aleksander Nero

**Otsustusprotsesside komponentide
analüüsimine triivdifusioon mudeliga ja seosed
vaimse võimekuse ja isiksusega**

Matemaatiline Statistika

Bakalaureusetöö (9 EAP)

Juhendajad: PhD Uku Vainik

PhD Märt Möls

TARTU 2025

**OTSUSTUSPROTSESSIDE KOMPONENTIDE ANALÜÜSIMINE
TRIIVDIFUSIOON MUDELIGA JA SEOSED VAIMSE
VÕIMEKUSE JA ISIKSUSEGA**

Bakalaureusetöö

Aleksander Nero

Lühikokkuvõte

Käesoleva bakalaureusetöö eesmärk oli analüüsida otsustusprotsesside komponente triivdifusioon mudeliga (DDM) ning uurida nende seoseid vaimse võimekuse ja isiksuseomadustega. Uuringus kasutati Test My Brain (TMB) pilootandmestikku, mis sisaldab kognitiivsete testide tulemusi ja demograafilisi andmeid 650 inimeselt, kellest 426 osalesid testides kaks korda. Töö keskendus DDM parameetrite hindamisele rakendustarkvaraga R, kasutades erinevaid meetodeid ja pakette, sealhulgas hBayesDM, rtdists, dRiftDM ja numbrilist lähenemist.

Analüüsi käigus leiti, et kõige täpsem viis DDM parameetrite hindamiseks on dRiftDM paketi kasutamine. Saadud parameetrite komplektidega uuriti nende korrelatsiooni kognitiivsete testide tulemustega, sealhulgas valikreaktsioonaja test (CRT), numbri-sümboli vastavuse test (DSC), maatrikstest ja sünonüümide sõnavara test. Leiti, et DDM parameetrid on olulised enamike kognitiivsete testide tulemuste ennustamisel, kuid ei ole seotud isiksuseomadustega. Samuti leiti, et CRT ja DSC testide kordustesti usaldusväärsus ei ole väga hea ning nende omavaheline parameetrite korrelatsioon on madal.

Töö tulemused näitavad, et DDM parameetrid pakuvad väärtuslikku informatsiooni kognitiivsete testide analüüsimisel ja võivad aidata paremini mõista otsustusprotsesside mehhanisme. Edasised uuringud võiksid keskenduda parameetrite hindamise meetodite täiendamisele ja mudeli rakendamisele laiemale kognitiivsete testide valikule.

CERCS teaduseriala: P160 Statistika, operatsioonianalüüs, programmeerimine, finants- ja kindlustusmatemaatika.

Märksõnad: DDM, triivdifusioon, kognitiivsus, isikuomadused.

**ANALYZING COMPONENTS OF DECISION-MAKING
PROCESSES WITH DRIFT-DIFFUSION MODEL AND THEIR
RELATIONSHIPS WITH COGNITIVE ABILITY AND
PERSONALITY**

Bachelor thesis

Aleksander Nero

Abstract

The aim of this bachelor's thesis was to analyze the components of decision-making processes using drift-diffusion model (DDM) and to investigate their relationships with cognitive abilities and personality traits. The study used the Test My Brain (TMB) pilot dataset, which contains cognitive test results and demographic data from 650 people, of whom 426 participated in the tests twice. The work focuses on assessing DDM parameters with the application software R, using various methods and packages, including hBayesDM, rt-dists, dRiftDM and a numerical approach.

During the analysis, it was found that the most accurate way to estimate DDM parameters is to use the dRiftDM package. The resulting parameter sets were used to examine their correlation with cognitive test results, including the Choice Reaction Time Test (CRT), Digit-Symbol Matching Test (DSC), Matrix Test and Synonyms Vocabulary Test. It was found that DDM parameters are important in predicting most cognitive test results, but are

not related to personality traits. It was also found that the test-retest reliability of the CRT and DSC tests is not very good and the correlation between their parameters is low.

The results of this thesis indicate that DDM parameters provide valuable information in the analysis of cognitive tests and can help better understand the mechanisms of decision-making processes. Further research could focus on improving the methods of parameter estimation and applying the model to a wider range of cognitive tests.

CERCS research specialisation: P160 Statistics, operations research, programming, financial and actuarial mathematics.

Key Words: DDM, drift-diffusion, cognitive abilities, personality.

Sisukord

Sissejuhatus	6
1 Andmestik	7
1.1 Andmestiku kirjeldus	7
1.2 Uuritavad tunnused	8
2 Triivdifusioon mudel	9
2.1 Mudeli kirjeldus	9
2.2 Mudeli kasutus	10
3 Mudeli analüüs	12
3.1 Mudeli uurimine	12
3.2 Parameetrite hindamine	18
3.2.1 Mudeli stabiilsus	19
3.2.2 Jaotuse sobivuse kontrollimine	27
3.2.3 Parameetrite varieeruvus	28
4 Andmete analüüs	34
4.1 Valikreaktsioonaja test	35
4.1.1 Mudelite koostamine	35
4.1.2 Kordustest	41
4.2 Numbri-sümboli vastavuse test	43
4.2.1 Mudelite koostamine	44
4.2.2 Kordustest	50
4.3 DSC ja CRT korrelatsioon	52

Kokkuvõte	54
Kasutatud allikad (BIBLATEXiga)	57

Sissejuhatus

Otsustusprotsessid on üks olulisemaid osi kognitiivses psühholoogias ja neuroloogias. Selle süvitsi mõistmine tagab arusaama sellest, mis viisil ja milliseid valikuid teevad inimesed erinevates situatsioonides. Nende protsessid analüüsimiseks lasevad psühholoogid inimestel teha standardiseeritud tingimustes teste, mille tulemuste põhjal on võimalik luua uusi mudeleid. Lihtsate parameetrite individuaalsetes erinevuste seas, nagu reaktsiooniaeg või õigete vastuste arv, võivad kajastuda meid huvitavad kognitiivsed omadused.

Antud töö raames keskendume ühele kõige levinumale ja tõhusamale mudelile, mis võimaldab analüüsida reaktsiooniaegade ja binaarse vastustunnuse segujao- tust. Selleks mudeliks on *drift-diffusion* ehk triivdifusioon mudel (DDM). DDM jagab otsustusprotsessi neljaks komponendiks: *boundary separation* ehk otsustuslä- vi, *starting point* ehk algpositsioon, *drift rate* ehk triivi kiirus ja *non-decision time* ehk mitteotsustusaeg.

Käesoleva bakalaureusetöö eesmärk on uurida erinevaid DDM parameetrite hinda- mise viise rakendustarkvaraga R ning rakendada mudelit Test My Brain (TMB) pilootandmetel. Leiame isikupõhiselt parameetrid *digit symbol coding* ehk numברי- sümboli vastavuse testi (DSC) andmestikul ja *choice reaction time* ehk valikreakt- siooniaja testi (CRT) andmestikul. Saadud parameetritel uurime seoseid isikuoma- dustega, teiste kognitiivsusvõimete testidega ning testi uuesti tegemise usaldus- väärsust.

Töö koosneb neljast peatükist. Esimeses peatükis esitletakse, kuidas ja kust on töö läbiviimiseks vajalikud andmed saadud ning kirjeldatakse neid. Teises peatü- kis iseloomustatakse täpsemalt triivdifusioon mudelit ning selle kasutust. Kolmas peatükk tegeleb näidisandmetel mudeli uurimisega ja neljas peatükk tegeleb TMB andmete analüüsiga ning mudeli rakendamisega.

1 Andmestik

Selle töö analüüs viiakse läbi 2020 – 2021 pilootuuringu andmestiku peal, mille eesmärk oli viia läbi TMB kognitiivseid teste eestikeelses keskkonnas. Andmestikus on kokku 650 inimese andmed, kellest 426 osalesid testides kaks korda. Osalejate kohta on teada lisaks kognitiivsete testide tulemustele ka infot demograafiliste tunnuste ja isikuomaduste kohta.

1.1 Andmestiku kirjeldus

Pilootuuring viidi läbi selleks, et testida, kui hästi toimivad TMB kognitiivsed ülesanded Eesti kontekstis. Uuringu eesmärk oli hinnata nende testide psühhomeetrilisi omadusi, sealhulgas usaldusväärsust ja seotust elusündmustega ning isiksuseomadustega. Selleks kohandati olemasolevat avatud lähtekoodi testide komplekti ning loodi spetsiaalne tarkvara, mille abil testid läbi viidi. Osalejad täitsid testid nii arvutis kui ka puuetundliku ekraaniga seadmetes, see võimaldab analüüsida seadme mõju tulemuste usaldusväärsusele. Kogutud andmed aitavad otsustada, millised testid sobivad kasutamiseks Eestis ja eesti keeles ning milliseid tuleks asendada või täpsustada.

Tänu sellele, et andmeid koguti võrdlemisi suurelt arvult osalejatelt ning neist enamus sooritasid teste kaks korda, on saadud andmestik mitmekesine ja sellel loodavad mudelid loodetavasti täpsed. Kaks korda testi tegemine võimaldab hinnata testide usaldusväärsust ka ajas ning lisainfo isikuomaduste ja kognitiivsete testide kohta võimaldab viia läbi mitmetasandilist analüüsi. Andmestiku probleemiks on halb kordustesti usaldusväärsus osade testide puhul, näiteks järkjärgulise algusega järjepideva soorituse ülesande puhul (Berezin, 2021). Meid huvitavate testidega ehk CRT ja DSC testidega seda probleemi ei ole. Andmestik sisaldab ka võrdlemisi palju puuduvaid väärtusi: iga inimese kohta pole isikuomadused teada ning kõik inimesed ei ole sooritanud kõiki kognitiivseid teste.

Andmestikku on seni kasutatud mitmetes erinevates uurimustöodes. Näiteks on läbi viidud uuringuid, kus on analüüsitud digitaalse punktide ühendamise testi A ja B osi, lihtreaktsioonaja ning valikreaktsioonaja teste ning uuritud nende seoseid intelligentsuse ning bioloogiliste ja tehniliste muutujatega (Berezin, 2021). Lisaks on andmestiku põhjal välja selgitatud seosed varasemate elusündmuste ja kognitiivsete testide vahel ning hinnatud TMB maatriksite teste (Asu, 2021; Adams, 2021)

1.2 Uuritavad tunnused

Antud töö põhieesmärk on luua triivdifusioon mudel valikreaktsioonaja ja numbri-sümboli vastavuse testidele. Lisaks soovime uurida, kas saadud parameetrid pakuvad meile lisaväärtust isikuomaduste ja kognitiivsete testide tulemuste analüüsimisel.

Valikreaktsioonaja testi andmestik sisaldab kokku 29 tunnust, kuid meid huvitavad peamiselt kaks: reaktsiooniaeg ning valik. Reaktsiooniaega vaatame sekundites ning valikut binaarse tunnusena, kus variantideks on õige ja vale. Kokku on meil 611 inimese andmed, kellest 378 osalesid katses kaks korda ehk nende inimeste kohta on 60 rida andmeid ja ülejäänud inimeste kohta on 30 rida andmeid. Samuti huvitab meid selles andmestikus inimese testi skoor, et uurida seost selle ja DDM parameetrite vahel.

Numbri-sümboli vastavuse testi andmestik sisaldab kokku 27 tunnust, aga meie vaatame taas peamiselt reaktsiooniaega ja valikut. Reaktsiooniaega vaatame sekundites ning valikut binaarse tunnusena, kus variantideks on õige ja vale. Kokku on 633 inimese andmed, kellest 390 osalesid katses kaks korda ehk nende inimeste kohta on 60 rida andmeid ja ülejäänud inimeste kohta on 30 rida andmeid. Samuti huvitab meid selles andmestikus inimese testi skoor, et uurida seost selle ja DDM parameetrite vahel.

Isikuomadused mõõdeti 100 Nuances of Personality (100NP) instrumentiga, mis

põhineb alt üles lähenemisel, sisaldab 198 põhjalikku ja mitteüleliigset üksikasja ning tagab laiaulatuslikkuse ja efektiivsuse (Henry ja Mõttus, 2023). Inimeste isiksuse struktuuri kirjeldatakse viie põhikomponendi kaudu: neurootilisus (*neuroticism*), ekstravertsus (*extraversion*), avatus (*openness*), sotsiaalsus (*agreeableness*) ja kohusetundlikkus (*conscientiousness*). Neurootilisus viitab kalduvusele kogeda negatiivseid emotsioone nagu ärevus ja kurbus, ekstravertsus iseloomustab sotsiaalsel enesekindlust ja seltskondlikkust, avatus näitab uudishimu ning seotust uute ideede ja esteetiliste kogemustega, sotsiaalsus väljendab usalduslikkust ja koostöösoovi ning kohusetundlikkus planeerimis- ja organiseerimisoskust ning vastutustunnet üleüldises käitumises (Soto ja Jackson, 2020).

Lisaks DSC-le ja CRT-le pakuvad meile huvi ka teised kognitiivsed testid nagu maatrikstest ja sünonüümide sõnavara test. Nendes andmestikes vaatame testi skoori selleks, et uurida seost DDM parameetrite ja erinevate kognitiivsete testide vahel. Vea vähendamiseks kaasame analüüsi demograafilised tunnused (vanus ja sugu) ning seadme, mille peal test läbiti.

2 Triivdifusioon mudel

Selles peatükis kirjeldatakse mudelit, mida kasutatakse otsustusprotsesside analüüsiks. Tutvustatakse mudeli põhiosi, selle rakendusvaldkondi ning eeliseid. Lisaks selgitame, kuidas mudelit praktikas rakendada ja millised on selle peamised eeldused.

2.1 Mudeli kirjeldus

Triivdifusioon mudelit kasutatakse laialt kasutuses psühholoogia ja neuroteaduse valdkondades, et uurida otsustamisprotsessidega seotud kognitiivseid mehhanisme. Mudeli abiga saab analüüsida erinevaid seoseid otsustuskiiruse ja valikute tegemise vahel ning see pakub rohkem infot kui traditsioonilised parameetrid, nagu

reaktsiooniaeg ja täpsus. Mudelit kasutatakse psühholoogias tihti selleks, et mõista, kuidas erinevad tegurid, nagu tähelepanu, väsimus või motivatsioon, mõjutavad inimeste valikute tegemise kiirust ja otsustusprotsessi (Milosavljevic *et al.*, 2010). Samuti on mudel kasulik neuroteaduslikes uuringutes, kus soovitakse seostada otsustusprotsesse ajutegevusega ja uuritakse, millised aju piirkonnad mängivad rolli erinevate otsuste tegemisel. Lisaks rakendatakse DDM-i ka kliinilises psühholoogias, et analüüsida, kuidas kognitiivsed häired, nagu ärevus ja depressioon, Parkinsoni tõbi või piiripealsed isiksushäired, mõjutavad inimeste otsustusvõimet (Myers ja A. A. Moustafa, 2022). Tänu oma võimele pakkuda sügavamalt sügavamalt arusaama protsessidest, mis on reaktsiooniaegade ja otsustamisstrateegiate aluseks, on DDM muutunud oluliseks tööriistaks eksperimentaalsetes uuringutes ja käitumuslike sekkumiste mõju hindamisel.

Mudel koosneb neljast parameetrist: triivi kiirus (v), otsustuslävi (a), algpositsioon (z) ja mitteotsustusaeg (t_0). Triivi kiirus näitab seda, kui kiiresti kogub inimene infot otsuse vastuvõtmiseks. Mida kõrgem on v absoluutväärtus, seda kiiremini võtab inimene otsuse vastu. Kui v on positiivne, siis inimene kaldub õige otsuse poole, ja kui negatiivne, siis inimene kaldub vale otsuse poole. Otsustuslävi peegeldab seda, kui palju informatsiooni on inimesel vaja koguda enne otsuse tegemist. Kõrge a tähendab, et inimene vajab palju kindlust enne otsuse vastuvõtmist ja otsustab seetõttu kauem, samas kui madal a tähendab, et inimene võtab otsuse vastu vähesemate tõenditega ja otsustab seetõttu kiiremini. Algpositsioon näitab, kui palju on inimene kallutatud mingi otsuse poole enne küsimuse nägemist. Mitteotsustusaeg väljendab aega pärast seda, kui inimesele on küsimust näidatud, kuid mille ajal ta ei tegele aktiivselt probleemi peale mõtlemisega. (Myers ja A. A. Moustafa, 2022)

2.2 Mudeli kasutus

DDM mudeli kasutamisel teeme mitu erinevat eeldust. Esiteks eeldame, et inimese reaktsiooniaja saab lahti jagada kolmeks osaks: esimene osa on aeg, mis kulub

selleks, et inimene informatsiooni vastu võtaks, teine osa on aeg, mis kulub selleks, et inimene otsuse teeks ning kolmas osa on aeg, mis kulub inimesel nupu vajutamiseks. Nendest osadest esimese ja kolmanda summa on meie parameeter mitteotsustusaeg. Teine eeldus, mille mudel teeb, on see, et inimene võtab otsuseid vastu puhtalt teadmiste põhjal ehk see ei võta arvesse tegureid, nagu emotsionaalne seisund ning tähelepanu. Viimasena eeldame ka, et otsuse tegemise protsess on mürrarohke ehk otsuse vastuvõttu ajas ei saa graafiliselt kujutada lineaarse sirgena. (Myers ja A. A. Moustafa, [2022](#))

3 Mudeli analüüs

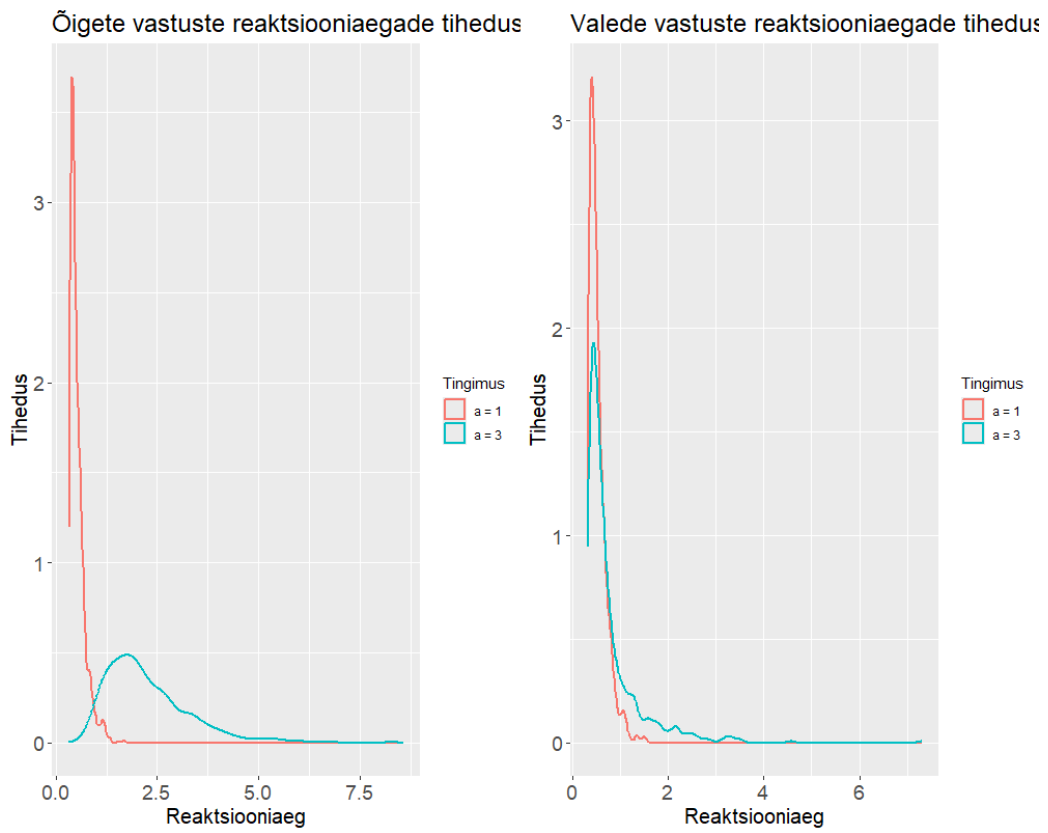
Peatükk on kirjutatud kasutades rakendustarkvara R (R Core Team, 2025) ja selle pakette *dRiftDM* (Koob, Richter ja Janczyk, 2024), *rtdists* (Singmann et al., 2017) ja *hBayesDM* (Ahn, Haines ja Zhang, 2017).

Selles peatükis analüüsitakse mudelit, mida kasutatakse otsustusprotsesside analüüsiks. Uuritakse erinevaid mudeli loomise viise ning selgitatakse välja, milline neist on parim meie andmetel rakendamiseks.

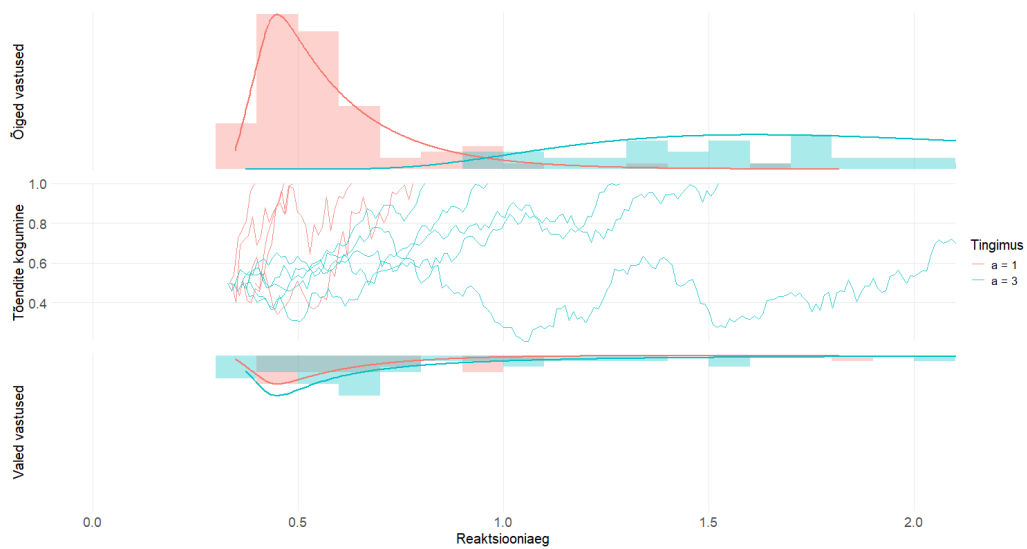
3.1 Mudeli uurimine

Selles alapeatükis kasutatakse triivdifusioon mudelite jooniste tegemiseks R pakette *easyRT* (Makowski, 2023) ja *ggplot2* (Wickham, 2016).

Selleks, et paremini mõista, mida kõik parameetrid tähendavad ja kuidas need mudelit mõjutavad, vaatame reaktsiooniaegu simuleeritud andmetel. Andmete simuleerimisel kasutame DDM parameetreid $a = 1$, $v = 1$, $z = 0,5$ ja $t_0 = 0,3$.

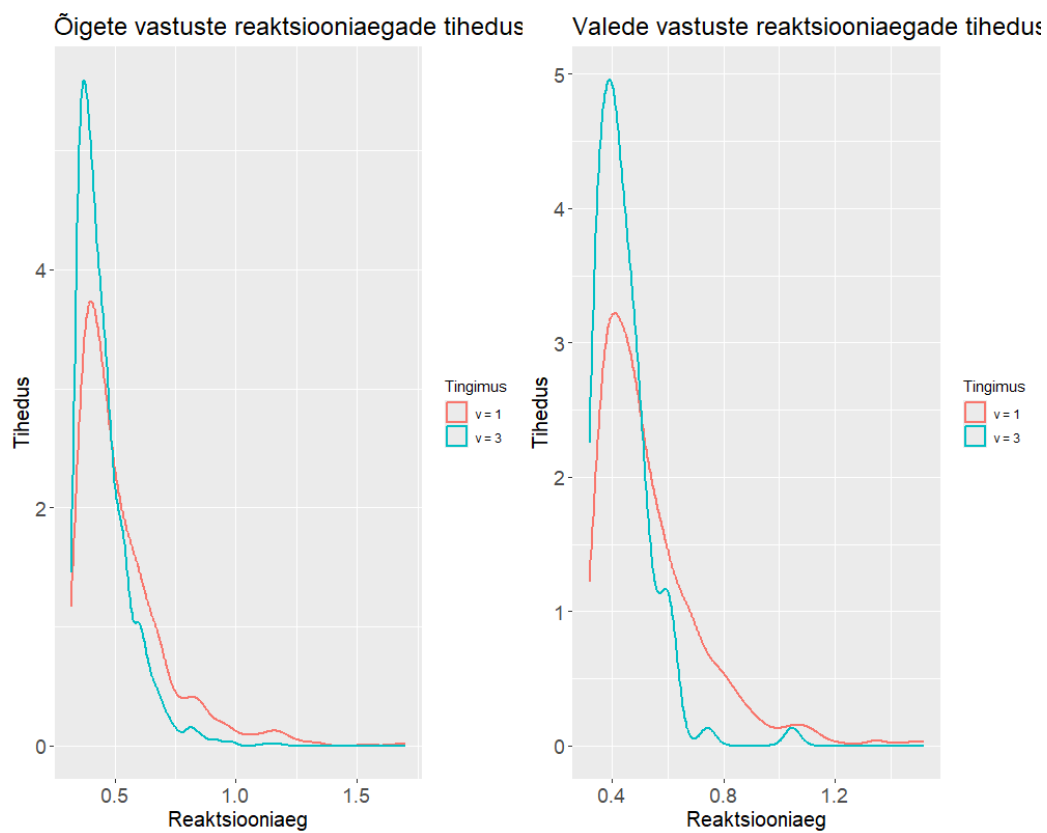


Joonis 1: Parameetri a muutus reaktsiooniaegades.

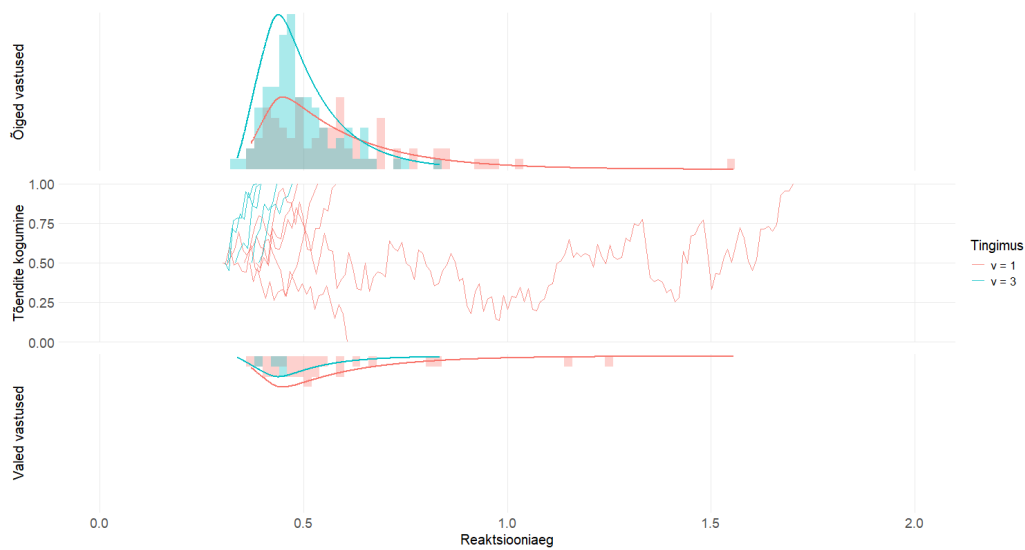


Joonis 2: Parameetri a muutus DDM.

Parameetri a muutmisel ühelt kolmeks näeme, et valede vastustega vaatluste reaktsiooniaegade seas ei toimunud märkimisväärset muutust, kuid õigesti vastatud vastuste reaktsiooniajad on pikenenud (joonised 1, 2). Samuti muutub õigesti vastatud vastuste protsent 73,6%-lt 63,7%-ks. See on kooskõlas sellega, mida me mudelist teame: kui inimesel on vaja rohkem informatsiooni, et õige otsus vastu võtta, siis läheb tal õige otsuse tegemisega kauem aega.

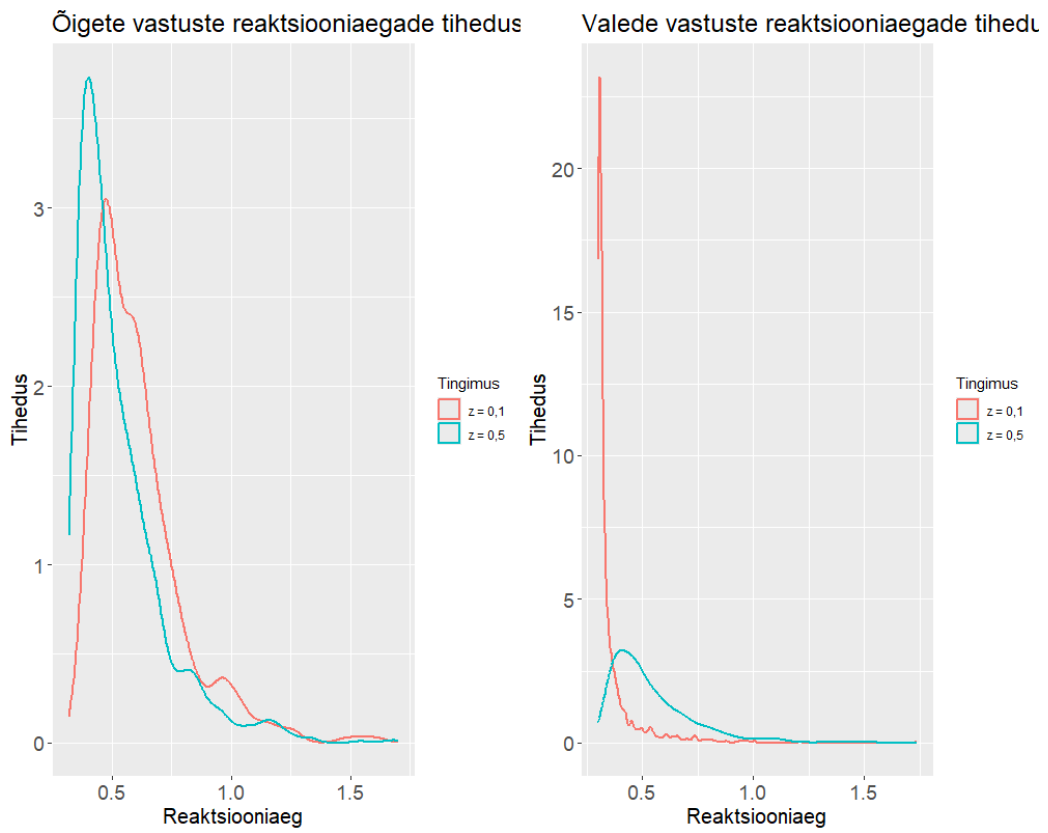


Joonis 3: Parameetri v muutus reaktsiooniaegades.

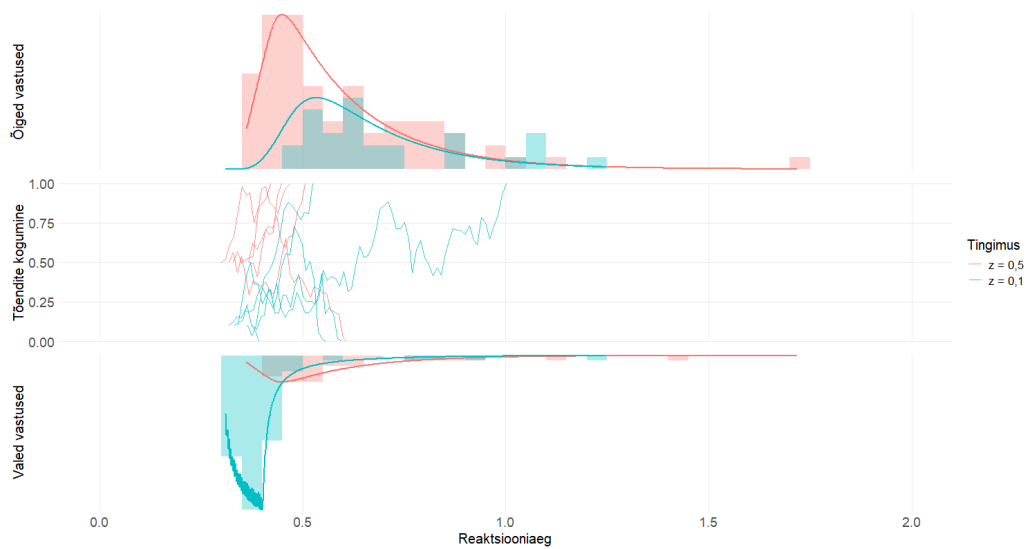


Joonis 4: Parameetri v muutus DDM.

Parameetri v muutmisel ühelt kolmeks näeme, et reaktsiooniajad muutuvad mõlema vastuse korral veidi aeglasemaks (joonised 3, 4). Peamine erinevus tuleneb sellest, et õigesti vastanute protsent tõuseb 73,6%lt 94,0% peale. See vastab ka meie ootustele, et kui triiv on kõrgem, siis inimesed otsustavad paremini ja võtavad õiget otsust kiiremini vastu.

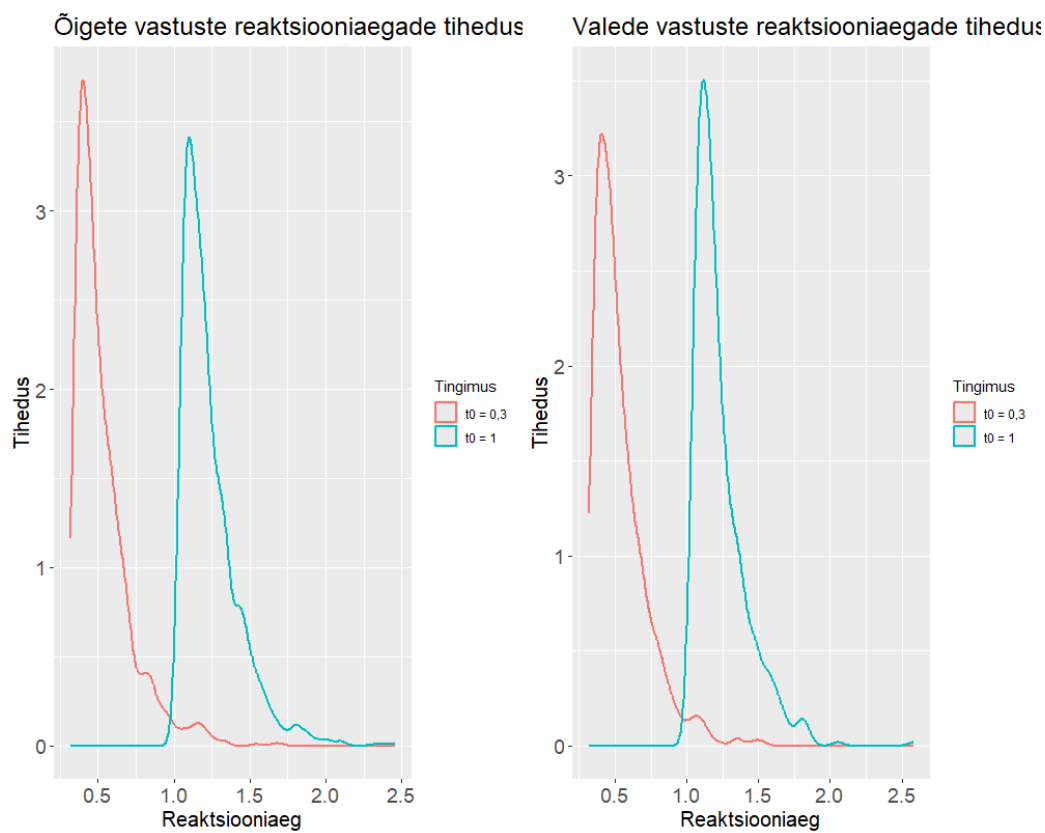


Joonis 5: Parameetri z muutus reaktsiooniaegades.

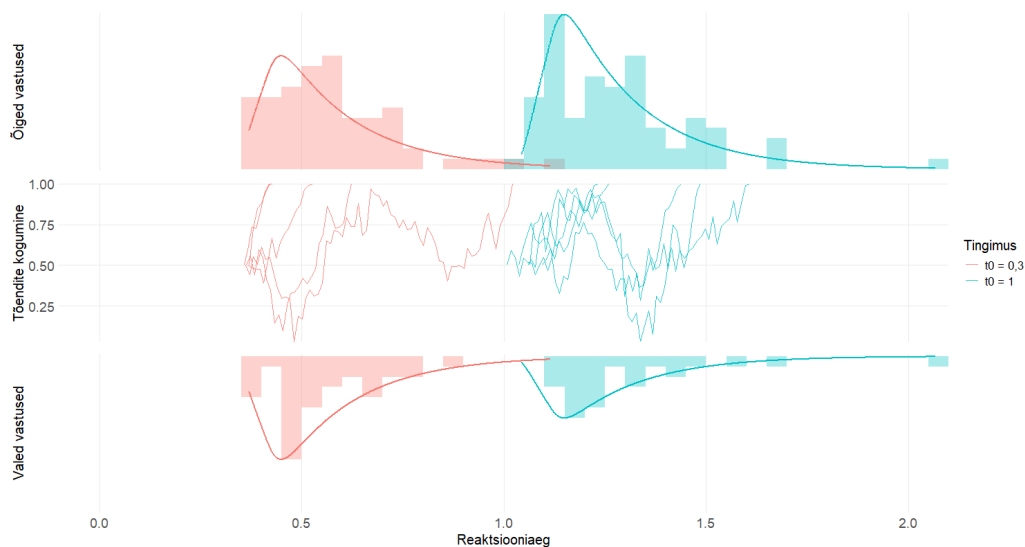


Joonis 6: Parameetri z muutus DDM.

Parameetri z muutmisel $z = 0,5$ pealt $z = 0,1$ -ks tõuseb õigesti vastatud vastuste reaktsiooniaeg veidi, kuid valede vastuste reaktsiooniaeg on märkimisväärselt kahanenud (joonised 5,6). Lisaks sellele langes õigesti vastanute protsent $z = 0,5$ korral 73,7%-lt $z = 0,1$ korral 22,0%-le. See läheb samuti kokku sellega, mida mudelilt ootaksime, sest kui stardipositsioon on madal, jõutakse vale otsuseni palju rohkem ja palju kiiremini.



Joonis 7: Parameetri t_0 muutus reaktsiooniaegades.



Joonis 8: Parameetri t_0 muutus DDM.

Viimase parameetri t_0 muutusel $t_0 = 0,3$ -lt 1 -ks näeme, et reaktsiooniaeg nihkub paremale nii õigete kui ka valede otsuste reaktsiooniaegu vaadates (joonised 7, 8). Õige vastuse tõenäosus on nende kahe jaotuse korral täpselt sama, simuleeritud andmetes enam-vähem sama (erinevus tingitud vaid valimi juhuslikkusest ehk tingitud väga väikesest simulatsioonide arvust). See ühtib meie teadmistega mudelist ehk otsuse mittetegemise aeg mõjutab võrdselt õigete ja valede vastuste reaktsiooniaega ning ei mõjuta otsust ennast.

3.2 Parameetrite hindamine

Selle peatüki eesmärk on välja selgitada, millised meetodid/Ri paketid suudavad kõige täpsemalt hinnata triivdifusioon mudeli parameetreid. Kasutades simuleeritud vaatlusandmeid, vaatame, kui täpselt suudavad erinevad meetodid hinnata DDM parameetreid. Lisaks uurime, kas DDM poolt kirjeldatud reaktsiooniaegade jaotuse sobivust saab kontrollida järgmise protseduuri abil:

- hindame jaotuse parameetrid;

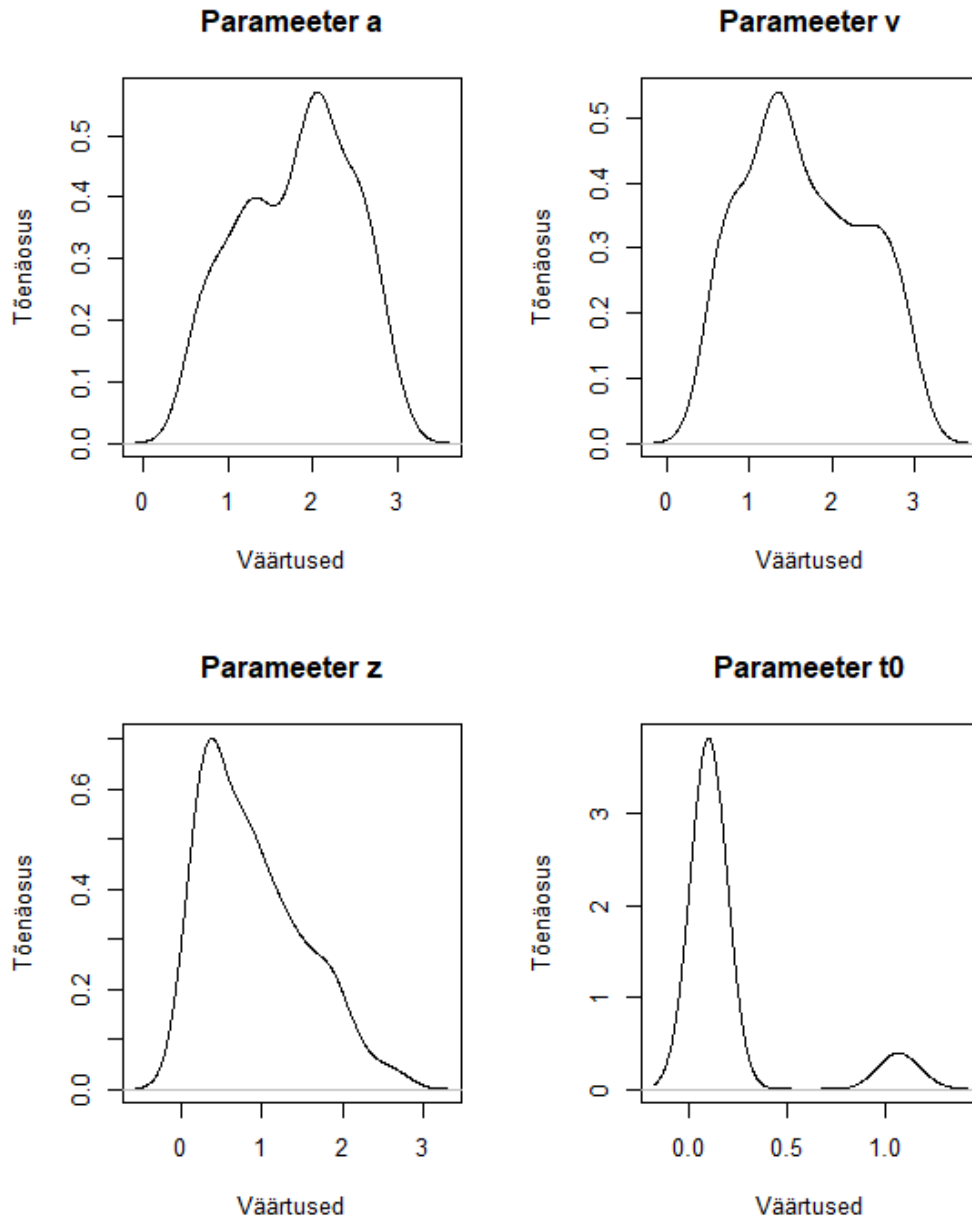
- genereerime hinnatud parameetreid kasutades uusi vaatlusandmeid;
- võrdleme genereeritud reaktsiooniaegade jaotust esialgsete reaktsiooniaegadega.

3.2.1 Mudeli stabiilsus

Alustame mudeli stabiilsuse uurimisega. Selleks simuleerisime 200 reaktsiooniaega ja otsust, kasutades paketi `rtstats` käsku `rdiffusion` ja parameetreid $a = 2$, $v = 1$, $t_0 = 0,3$ ja $z = 1$. Seejärel kasutame genereeritud andmeid selleks, et leida triivdifusiooni mudeli parameetreid, kasutades `rdists` paketti, numbrilist lähenemist, `dRiftDM` paketti ning `hBayesDM` paketti. Et võrrelda nende meetodite täpsust, kordame iga meetodiga parameetrite hindamist 200 korda ning uurime, millised parameetrid esinevad kõige sagedamini. Valime iga meetodi puhul kõige sagedamini esinevad väärtused ning kasutame neid, et genereerida uus andmestik, mis koosneb samuti 200 reaktsiooniajast ja otsusest. Seejärel võrdleme uut andmestikku algsega. Vaatame, kui palju ja milliseid otsuseid mõlemas andmestikus tehti ning kasutame Pearsoni χ^2 testi, et hinnata, kas erinevused on statistiliselt olulised. Lisaks koostame reaktsiooniaegade võrdlemiseks kolm histogrammide paari: üks paar õigete otsuste reaktsiooniaegadele, teine paar valede otsuste reaktsiooniaegadele, kolmas paar kõikide reaktsiooniaegade jaoks kokku (vt [Lisa 1](#)). Ka nende histogrammide võrdlemiseks teeme Pearsoni χ^2 testid, et hinnata jaotuste sarnasust.

Esmalt kasutame paketti `rdists`. See pakett vajab sisendiks andmestikku, mis sisaldab otsust ja reaktsiooniaega, ning algväärtuseid parameetritele a , v , t_0 , z , sz , st_0 ja sv . Uute parameetrite leidmiseks kasutame a ja v algväärtustena ühtlasest jaotusest 0,5 kuni 3 võetud juhuslikke arve, z algväärtustena ühtlasest jaotusest 0 kuni a võetud juhuslikke arve, t_0 algväärtustena arvu 0,1 ning sz , st_0 ja sv algväärtustena ühtlasest jaotusest 0 kuni 0,5 võetud juhuslikke arve. Iga uue parameetrite komplekti hindamisel teeme seda uute algväärtustega. Leidsime 200 erinevat pa-

rameetrite komplekti meie simuleeritud andmetele ehk mitte ükski parameetrite leidmise katse ei kukkunud läbi. Saame vastavad tihedusfunktsioonid ja parameetrid: $a = 2,049$, $v = 1,344$, $z = 0,374$, $t_0 = 0,0987$ (joonis 9). Simuleerime andmeid uute parameetritega ning vaatame, kui palju need erinevad originaalsetest andmetest. Uued parameetrid tagastasid 132 korda õige otsuse ja 68 korda vale otsuse, originaalsed parameetrid tagastasid 185 korda õige otsuse ja 15 korda vale. Tehes nendele andmetele Pearsoni χ^2 testi, saame p-väärtuse $< 0,05$ ehk need andmed on statistiliselt erinevad. Loomes kolm erinevat histogrammide paari reaktsiooniaegade kohta (vt Lisa 1.). χ^2 testi p-väärtused tulid õigete otsuste puhul 0,5334 ja valede puhul $4,8 \cdot 10^{-8}$. Kui vaadata kõiki reaktsiooniaegu koos, tuli p-väärtus $1,6 \cdot 10^{-11}$. Seega sobiksid need DDM parameetrid ainult õigete vastuste reaktsiooniaegade uurimiseks.



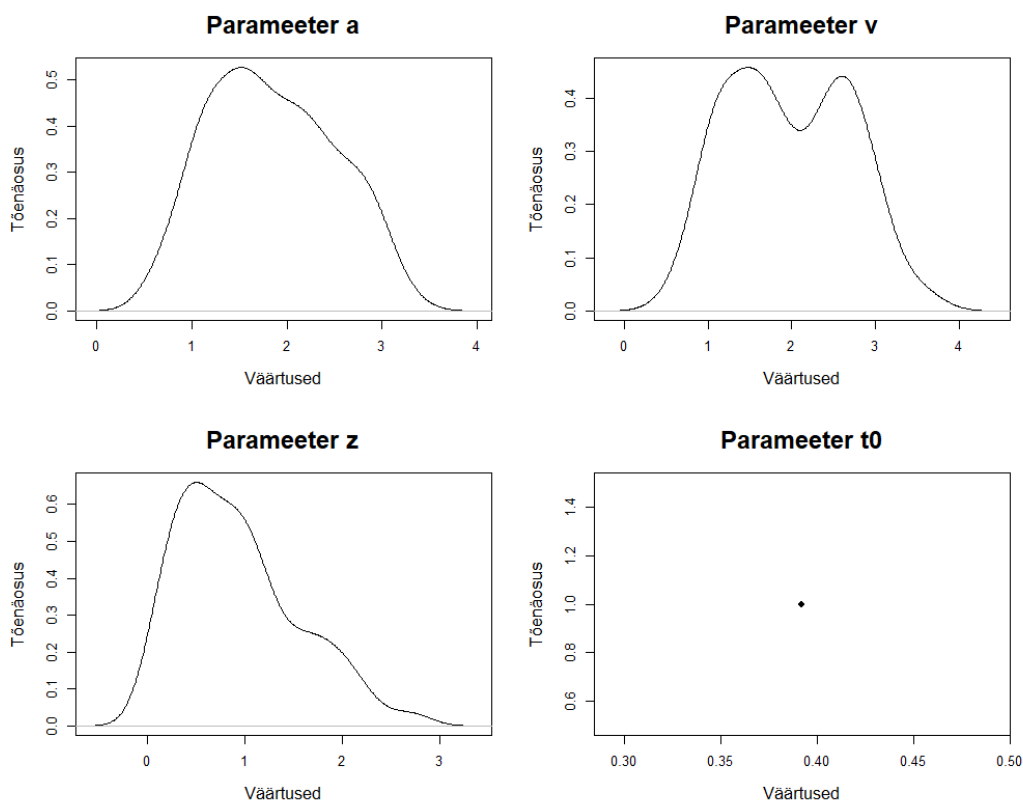
Joonis 9: rtdists parameetrid.

Järgmiseks vaatame numbriliselt leitud parameetreid. Kasutame triivdifusiooni mudeli reaktsiooniaja tihedusfunktsiooni (1) selleks, et suurima tõepära meetodit

rakendada.

$$g_-(t, \xi) = \frac{\pi s^2}{a^2} e^{-(z\xi/s^2)} \sum_{k=1}^{\infty} k \sin\left(\frac{\pi z k}{a}\right) e^{-\frac{1}{2}(\xi^2/s^2 + \pi^2 k^2 s^2/a^2)t}. \quad (1)$$

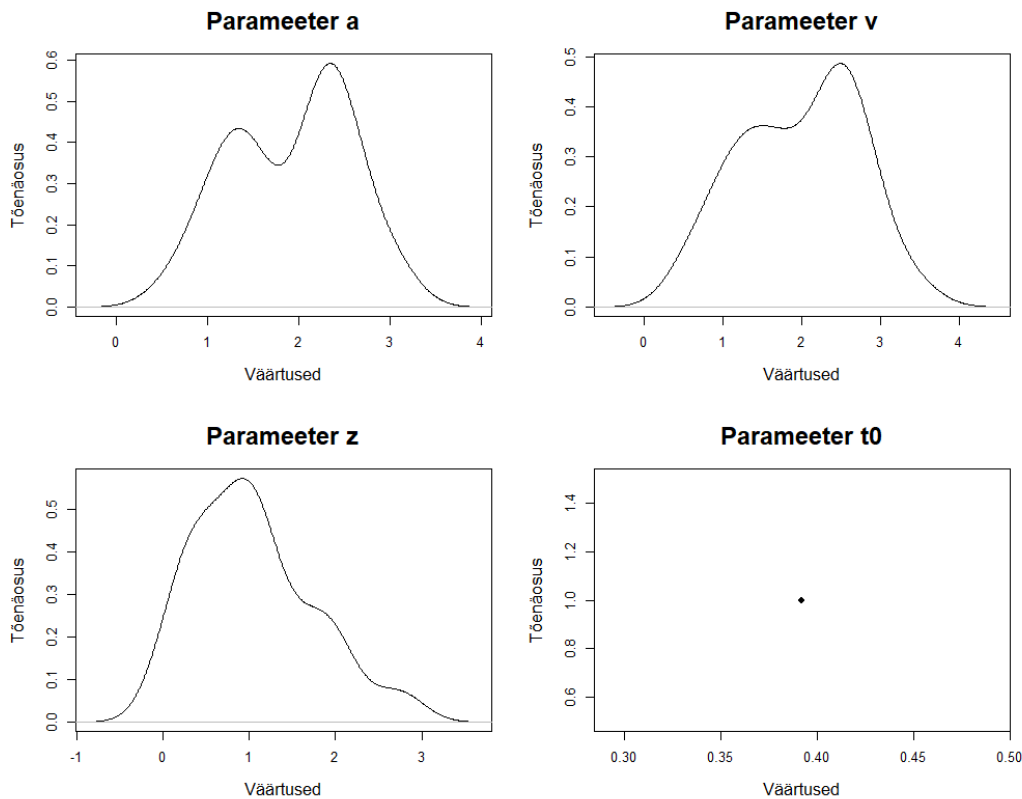
Valede vastuste puhul kasutame valemit (1) ning õigete vastuste korral asendame $\xi = -\xi$ ja $z = a - z$ (Ratcliff, 1978). Kuna selles funktsioonis ei kajastu parameeter t_0 , siis võtame selleks oma valimi vähima reaktsiooniaja. Uute parameetrite leidmiseks kasutame a ja v algväärtustena ühtlasest jaotusest 0,5 kuni 3 võetud juhuslikke arve ning z algväärtustena ühtlasest jaotusest 0 kuni a võetud juhuslikke arve. Iga uue parameetrite komplekti hindamisel teeme seda uute algväärtustega. Kokku saime 174 parameetrite komplekti ehk 26 korda ei suutnud kood parameetreid leida. Nendest 174st korrast 40 korda koondus kood ilma probleemideta, 53 korda jõudis maksimaalne iteratsioonide arv kätte ning 81 korda on Nelder-Mead lihtsustamismeetod jõudnud degeneratsiooni seisundisse. Uuteks parameetriteks saime $a = 1,518$, $v = 1,473$, $z = 0,505$, $t_0 = 0,3922$ (joonis 10). Jaotuste tihedusfunktsioonidelt näeme, et parameetri v korral on kahte väärtust peaaegu võrdselt esinenud, mis näitab, et see mudel ei ole stabiilne. Simuleerime andmeid uute parameetritega ning võrdleme neid originaalsetega. Uued parameetrid tagastasid 166 korda õige otsuse ja 34 korda vale otsuse võrreldes vanade parameetritega, mis tagastasid 185 korda õige ja 15 korda vale otsuse. Tehes nende andmetele Pearsoni χ^2 testi, saame p-väärtuse $< 0,05$ ehk nende andmete jaotus on statistiliselt erinev. Loomes kolm erinevat histogrammide paari reaktsiooniaegade kohta vastavalt sellele, kas vaatame ainult õige otsuse reaktsiooniaegu, vale otsuse reaktsiooniaegu või kõiki reaktsiooniaegu koos (vt Lisa 1.). Tehes nende histogrammide jaotustele χ^2 testid, saame, et vale otsuse reaktsiooniaegadele on p-väärtus 0,233, õige otsuse reaktsiooniaegadele p-väärtus 0,154 ning kokku kõikide reaktsiooniaegade puhul on p-väärtus 0,042. Seega saame, et numbrilise meetodiga saadud parameetrid sobivad meile, kui vaadata eraldi õigete või valede vastuste reaktsiooniaegu, kuid kogu andmestiku analüüsil jääb see puudulikuks.



Joonis 10: Numbriliselt leitud parameetrid.

Uurime ka eraldi ainult seda juhtu, kus vaatluse all on koondunud parameetrid. Nüüd on meie valimis 40 parameetrite komplekti ning nende seast saame kõige rohkem esinevad parameetrid olid $a = 2,342$, $v = 2,579$, $z = 0,924$, $t_0 = 0,3922$ (joonis 11). Jaotuste tihedusfunktsioonidelt näeme, et kuigi parameeter v muutus ühtlasemaks, muutus parameeter a seevastu ebaühtlasemaks, kuid antud asjaolu võib olla tingitud sellest, et meie valim on väiksem. Uute parameetritega andmete simuleerimisel saime 199 korda õige otsuse ning 1 kord vale otsuse, originaalsed parameetrid andsid meile 185 õige ja 15 korda vale otsuse. Tehes nendega χ^2 testi, saame p-väärtuseks ligikaudu 0,001. Õigete otsuste reaktsiooniaegade korral saame p-väärtuse $< 0,005$, valede otsuste korral on simuleeritud andmete seas vaid üks väärtus ning χ^2 testil tuleb p-väärtus 0,672. Kokku üle kõikide reaktsiooniaegade saame p-väärtuse $< 0,005$. Seega sellisel viisil leitud parameetrid pole sobilikud,

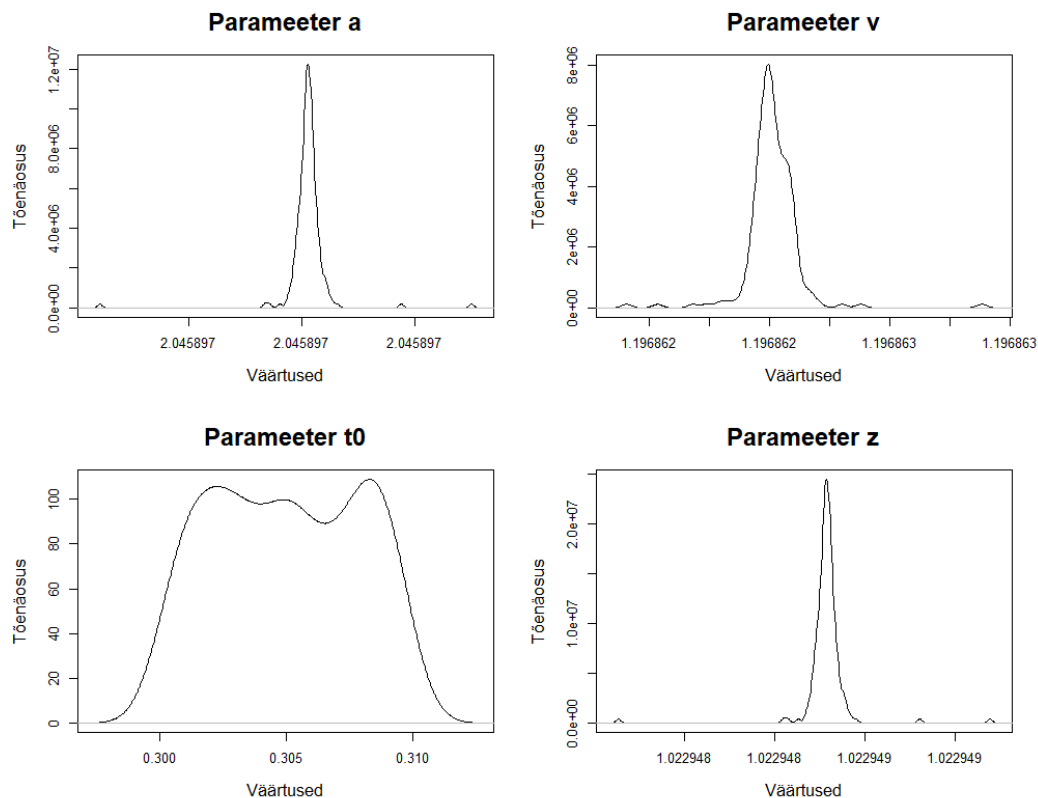
sest ainus p-väärtus, mis tuli suurem kui 0,05, oli arvutatud vaid ühe vaatluse peal ning pole seetõttu usaldusväärne.



Joonis 11: Numbriliselt koonduvad parameetrid.

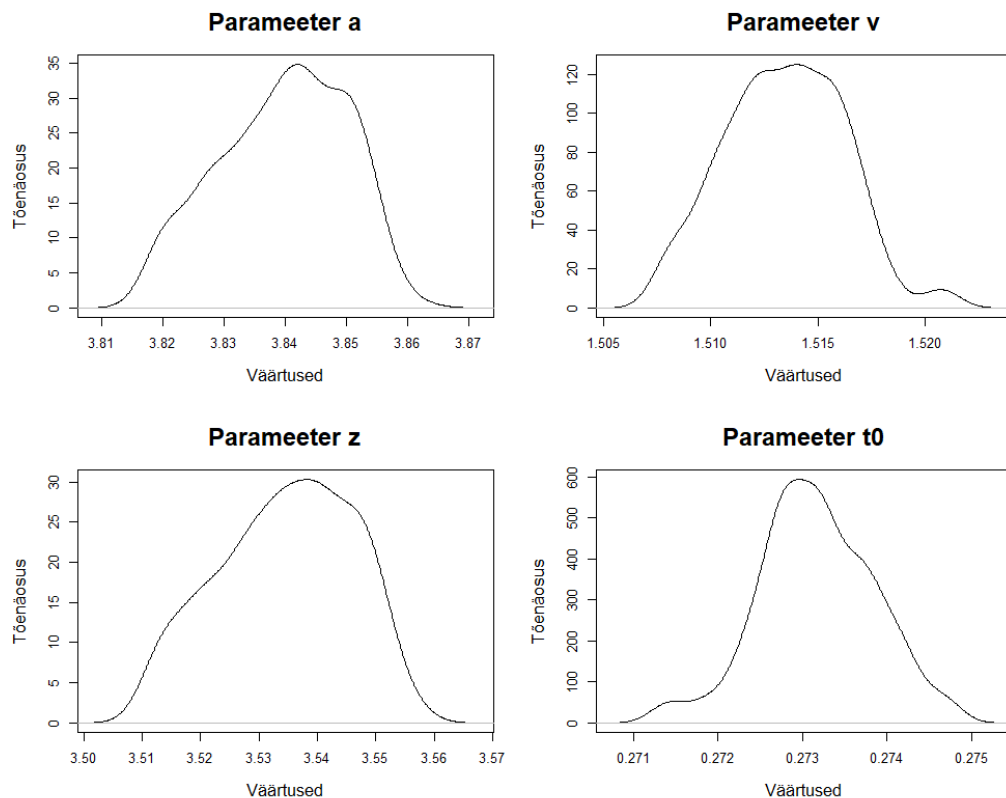
Vaatame järgmiseks paketiga dRiftDM saadud parameetreid. Antud pakett vajab sisendiks andmestikku, mis sisaldab otsust ja reaktsiooniaega, ning algväärtuseid parameetritele a, v, t_0 ning samade parameetrite ülemisi ja alumisi piire. Uute parameetrite leidmiseks kasutame a ja v algväärtustena ühtlasest jaotusest 0,5 kuni 3 võetud juhuslikke arve ja t_0 algväärtustena arvu 0,1. Iga uue parameetrite komplekti hindamisel teeme seda uute algväärtustega. Alumisteks piirideks võtame $v = 0,5$, $a = 0,2$, $t_0 = 0,1$ ja ülemisteks $v = 5$, $a = 2,0$, $t_0 = 1,0$. Leidsime 200 erinevat parameetrite komplekti meie simuleeritud andmetele ehk mitte ükski parameetrite leidmise katse ei kukunud läbi. Pakett tagastas parameetrid $b = 1,023$, $v = 1,197$ ja $t_0 = 0,3083$ (joonis 12). Kuna see pakett põhineb eeldusel,

et v piirid on $(-a, a)$ ja $z = 0$, peame korrigeerima oma parameetreid (Richter, Ulrich ja Janczyk, 2023). See on ka paketi suurim miinus, sest modelleerimine tuleb ebatäpsem, kuna parameetrid a ja z on üksteisest sõltuvuses. Tulemusena saame parameetriteks $a = 2b = 2,046$ ja $z = b = 1,023$. Uute parameetritega saame kõik 192 korda õige otsuse ja 8 kord vale otsuse, originaalsed parameetrid andsid meile 185 korda õige ja 15 korda vale otsuse. Tehes nendega χ^2 testi, saame p-väärtuseks ligikaudu 0,1975. Õigete otsuste reaktsiooniaegade vaatamisel saame p-väärtuse 0,6627, valede otsuste reaktsiooniaegade korral tuli χ^2 testi p-väärtus 0,4977 ning kokku üle kõikide reaktsiooniaegade histogrammi saame p-väärtuse 0,7994. Seega sobib see pakett DDM parameetrite leidmiseks hästi, sest see tagastas ainsana parameetrite komplekti, mis suutis anda simuleeritud andmed, mis on samast jaotusest kui originaalsed andmed.



Joonis 12: dRiftDM parameetrid.

Viimasena vaatame paketti hBayesDM. Selle paketi suureks miinuseks on see, et kui vastanu on kõik vastused õigesti vastanud, ei suuda kood parameetreid leida. Pakett vajab sisendiks andmestikku, mis sisaldab otsust ja reaktsiooniaega. Leidsime 200 erinevat parameetrite komplekti meie simuleeritud andmetele ehk mitte ükski parameetrite leidmise katse ei kukunud läbi. Antud paketiga saime enim esinenud parameetriteks $a = 3,842$, $v = 1,514$, $z = 3,536$, $t_0 = 0,2730$ (joonis 13). Uute parameetritega saime kõik 200 korda õige vastuse, originaalsed parameetrid andsid meile 185 korda õige ja 15 korda vale vastuse. Tehes nendega χ^2 testi, saame p-väärtuse $< 0,05$. Valede vastuste reaktsiooniaegade korral pole χ^2 testi p-väärtust võimalik leida, kuid õigete vastuste korral tuleb see $< 0,05$ ja kokku üle kõikide reaktsiooniaegade tuleb see samuti $< 0,05$. Seega saame öelda, et selle mudeliga saadud DDM parameetrid ei ole sobilikud.



Joonis 13: hBayesDM parameetrid.

3.2.2 Jaotuse sobivuse kontrollimine

Triivdifusiooni mudel on parameetiline mudel reaktsiooniaegade ja vastuse õigsust näitava binaarse tunnuse ühisjaotusele. Kui juhuslike suuruste jaotust kirjeldatakse parameetrilise mudeli abil, siis võib aga alati tekkida soov kontrollida väljapakutud jaotuste pere sobivust. Pakume välja simuleeritud andmetel ja χ^2 testile tugineva testi jaotuse sobivuse kontrollimiseks. Katsetamiseks väljapakutud testi usaldusväärsust kasutame teda esmalt olukorras, kus vaatlusandmed on kindlalt kooskõlas triivdifusiooni mudeliga (sest oleme need genereerinud kasutades triivdifusiooni mudelit). Simulatsioonide abil uurime seejärel, ega väljapakutud test liiga sageli I-liiki viga ei tee. Kui testprotseduur teeb liiga sageli vigu - leiab liiga sageli, et jaotus ei sobi - siis meie poolt väljapakutud jaotuse sobivuse test pole usaldusväärne ega kasutuskõlblik. Kui aga test ei tee liiga sageli I-liiki viga, siis võiks selle abil kontrollida reaalsete vaatlusandmete jaotuse kooskõla triivdifusiooni mudeliga.

Simuleerime ühe välja mõeldud inimese 60 vastust triivdifusiooni mudelit parameetritega $a = 2$, $v = 1$, $t_0 = 0,3$ ja $z = 1$. Genereeritud andmeid kasutades hindame mudeli parameetrid. Nende uute parameetritega simuleerime 5000 vastust veel ja jaotame reaktsiooniajad 10ks võrdse pikkusega vahemikuks. Nende vahemikega teeme χ^2 testi, et näha, kui palju saame andmestikke, mis on samast jaotusest. Kordame seda protsessi 100 korda (hindame parameetreid iga kord sama andmestiku peal) ning vaatame, kui tihti teeme I liiki viga.

Tabel 1: I-liiki vea tegemise tõenäosused reaktsiooniaja jaotuse sobivuse kontrollimisel (100 simulatsiooni põhjal)

Hindamismeetod	Õige vastuse	Vale vastuse	Kõik vastused
rtdists	89%	69%	88%
Numbriline	91%	54%	89%
dRiftDM	0%	0%	0%
hBayesDM	100%	0%	100%

Tulemusena saime, esimest liiki vea tegemise protsent on iga hindamismeetodi pu-

hul peale dRiftDM üsna kõrge. Samuti ei olnud pakettidega rtdists, hBayesDM ja numbriliselt meetodil võimalik valede vastuste jaotuse korral χ^2 testi teha vastavalt 6, 4 ja 92 tulemuse korral. Pakett dRiftDM ei teinud I liiki viga kordagi.

3.2.3 Parameetrite varieeruvus

Genereerime 200 andmestikku, iga andmestiku jaoks leiame hinnangud kahel korral kasutades samu algparameetreid (samu andmeid kasutades uuesti parameetreid hinnates võivad mõned hindamismeetodid anda tulemuseks esialgsetest hinnangutest erineva tulemuse, $\hat{\theta}_1 \neq \hat{\theta}_2$, kus $\hat{\theta}_1$ on parameetrite hinnang esimesel katsel ja $\hat{\theta}_2$ on samade andmete põhjal leitud hinnang teisel katsel). kokku saame iga parameetri kohta iga meetodi abil 400 hinnangut. Saadud hinnanguid modelleerime mudeliga

$$\hat{\theta}_i = \theta + \varepsilon_a + \varepsilon_{b_i}, \quad (2)$$

kus

- ε_a on antud andmestikku kasutades leitud hinnangute keskmine viga üle erinevat hindamiskordade;
- ε_{b_i} on sama andmestiku i . korral uuesti hinnates tehtav spetsiifiline viga.

Oletame, et iga i korral kehtib

$$\hat{D}(\varepsilon_{b_i}) = \sigma^2.$$

Sel juhul saame:

$$\hat{D}(\hat{\theta}_i) = \hat{D}(\varepsilon_a) + \hat{D}(\varepsilon_{b_i}), \quad (3)$$

$$\hat{D}(\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_2) = 2\hat{D}(\varepsilon_b). \quad (4)$$

Seega

$$\hat{D}(\varepsilon_a) = \hat{D}(\hat{\theta}_i) - \frac{1}{2} \hat{D}(\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_2).$$

Tabel 2: Parameetri a varieeruvus üle erinevate mudelite.

Meetod	$\hat{D}(\hat{a}_1)$	$\hat{D}(\hat{a}_1 - \hat{a}_2)$	$\hat{D}(\varepsilon_a)$
Numbriline	0,508	0	0,508
dRiftDM	0,024	$1,9 \cdot 10^{-12}$	0,024
rtdists	0,497	0,923	0,035
hBayesDM	0,010	0,0003	0,010

Parameetri a üldine variatsioon on suurim numbrilises meetodis ($\hat{D}(\varepsilon_a) = 0,508$), samas dRiftDM ja hBayesDM paketid pakuvad aga märksa stabiilsemaid hinnanguid ($\hat{D}(\varepsilon_a) < 0,024$). Rtdists-il on mõõdukas üldvariatsioon ja kõrge kordustesti kõikumine (tabel 2).

Tabel 3: Parameetri v varieeruvus üle erinevate mudelite.

Meetod	$\hat{D}(\hat{v}_1)$	$\hat{D}(\hat{v}_1 - \hat{v}_2)$	$\hat{D}(\varepsilon_a)$
Numbriline	0,531	0	0,531
dRiftDM	0,022	$4,7 \cdot 10^{-13}$	0,022
rtdists	0,556	1,159	-0,023
hBayesDM	0,057	$3,3 \cdot 10^{-5}$	0,057

Parameetri v üldine variatsioon on taas suurim numbrilises meetodis ($\hat{D}(\varepsilon_a) = 0,508$), samas dRiftDM ja hBayesDM paketid pakuvad kõige stabiilsemaid hinnanguid ($\hat{D}(\varepsilon_a) < 0,022$). Rtdists-il on mõõdukas üldvariatsioon ja kõrge kordustesti kõikumine, mistõttu on ta dispersiooni hinnang negatiivne (tabel 3).

Tabel 4: Parameetri z varieeruvus üle erinevate mudelite.

Meetod	$\hat{D}(\hat{z}_1)$	$\hat{D}(\hat{z}_1 - \hat{z}_2)$	$\hat{D}(\varepsilon_a)$
Numbriline	0,441	0	0,441
dRiftDM	0,006	$4,7 \cdot 10^{-13}$	0,006
rtdists	0,332	0,703	-0,0195
hBayesDM	0,003	$4,9 \cdot 10^{-6}$	0,003

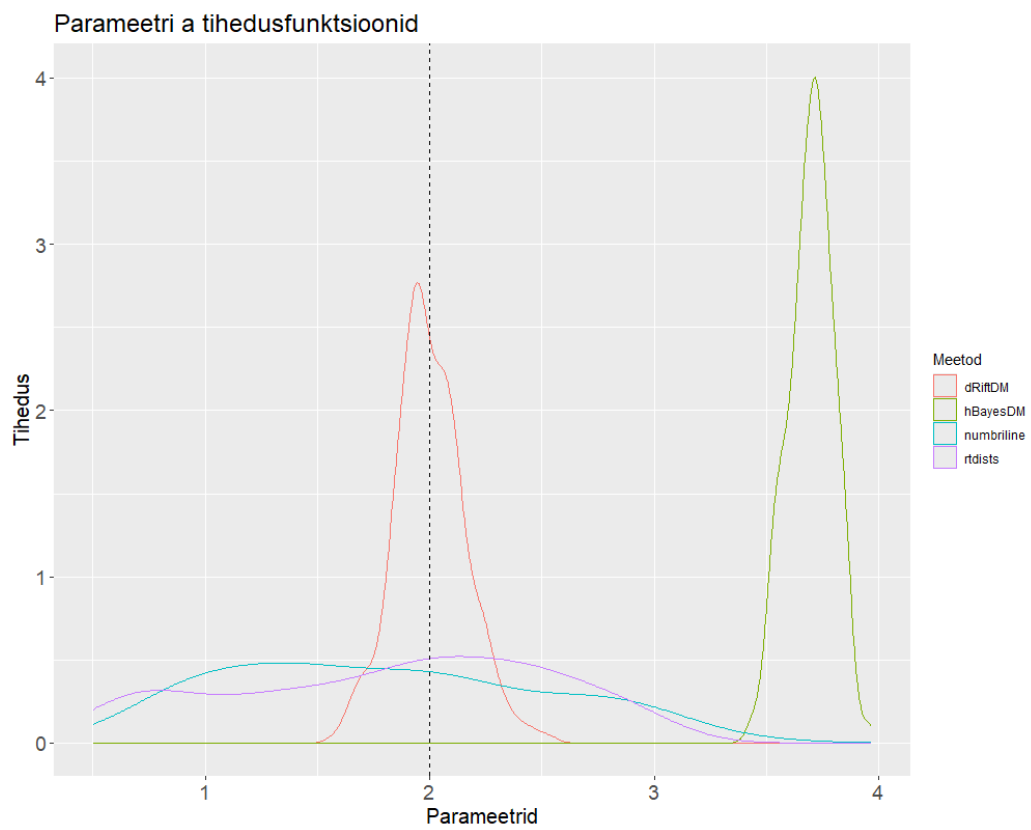
Parameetri z üldine variatsioon on samuti suurim numbrilises meetodis ($\hat{D}(\varepsilon_a) = 0,441$) ning dRiftDM ja hBayesDM paketid pakuvad kõige stabiilsemaid hinnanguid, ($\hat{D}(\varepsilon_a) < 0,01$). Rtdists-il on mõõdukas üldvariatsioon ja kõrge kordustesti kõikumine, mistõttu saame ka dispersiooni hinnangu negatiivse (tabel 4).

Tabel 5: Parameetri t_0 varieeruvus üle erinevate mudelite.

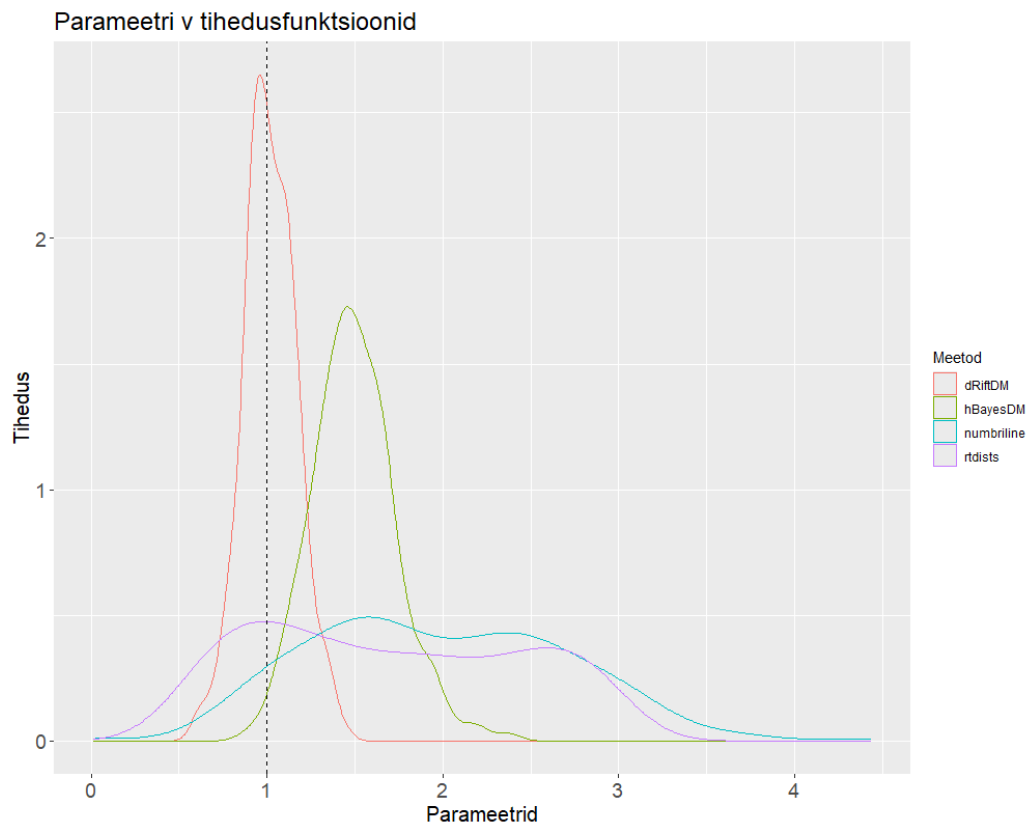
Meetod	$\hat{D}(\hat{t}_{0_1})$	$\hat{D}(\hat{t}_{0_1} - \hat{t}_{0_2})$	$\hat{D}(\varepsilon_a)$
Numbriline	0,027	0	0,027
dRiftDM	0,001	$1,8 \cdot 10^{-5}$	0,001
rtdists	0,120	0,250	0,109
hBayesDM	0,002	$2,2 \cdot 10^{-6}$	0,002

Viimase parameetri t_0 üldine variatsioon on suurim kasutades paketti rtdists, ($\hat{D}(\varepsilon_a) = 0,109$) ning dRiftDM ja hBayesDM paketid pakuvad kõige stabiilsemaid hinnanguid, ($\hat{D}(\varepsilon_a) < 0,01$). Numbrilisel meetodil on samuti madal üldvariatsioon, ($\hat{D}(\varepsilon_a) = 0,027$) (tabel 5).

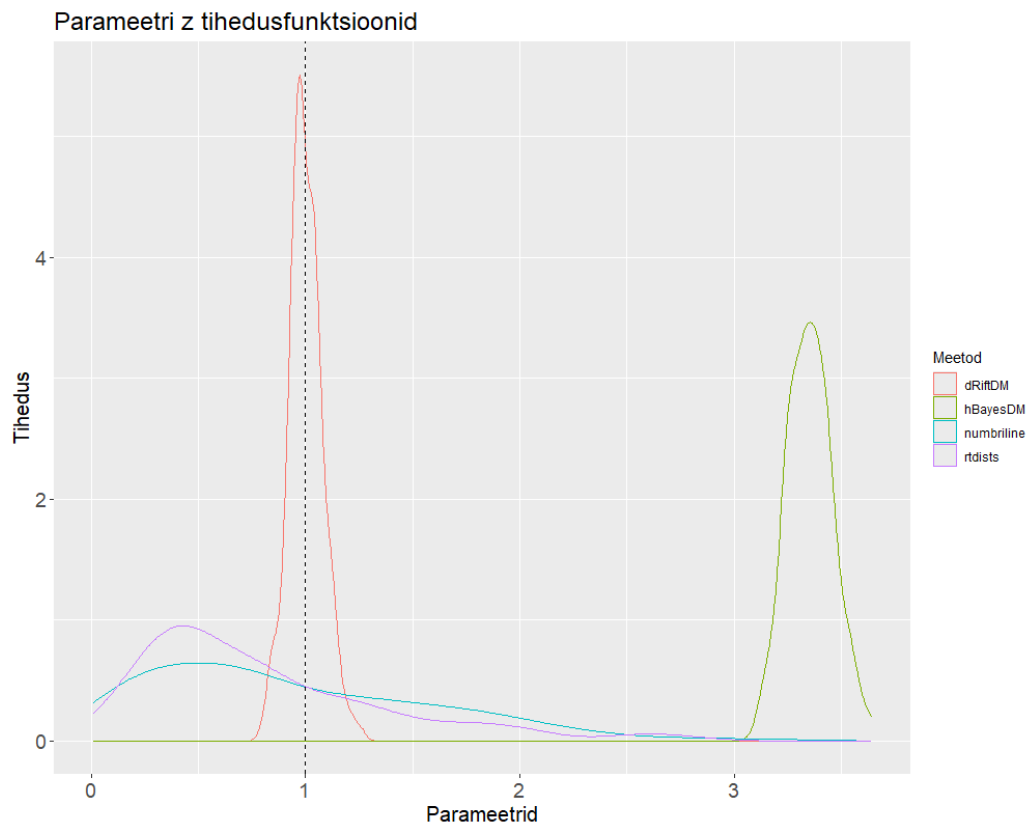
Tabelites esitatud tulemused näitavad, et numbriline optimeerimine annab parameetrite a , v ja z kohta kõige suuremad üldised variatsioonid ning see, et andmete vahe erinevus on null, viitab sellele, et kui numbrilisele meetodile anda ette samad algparameetrid, tagastab ta alati sama tulemuse. dRiftDM ja hBayesDM pakuvad kõige stabiilsemaid hinnanguid ning rtdists tagastab kõige suurema varieeruvusega hinnanguid.



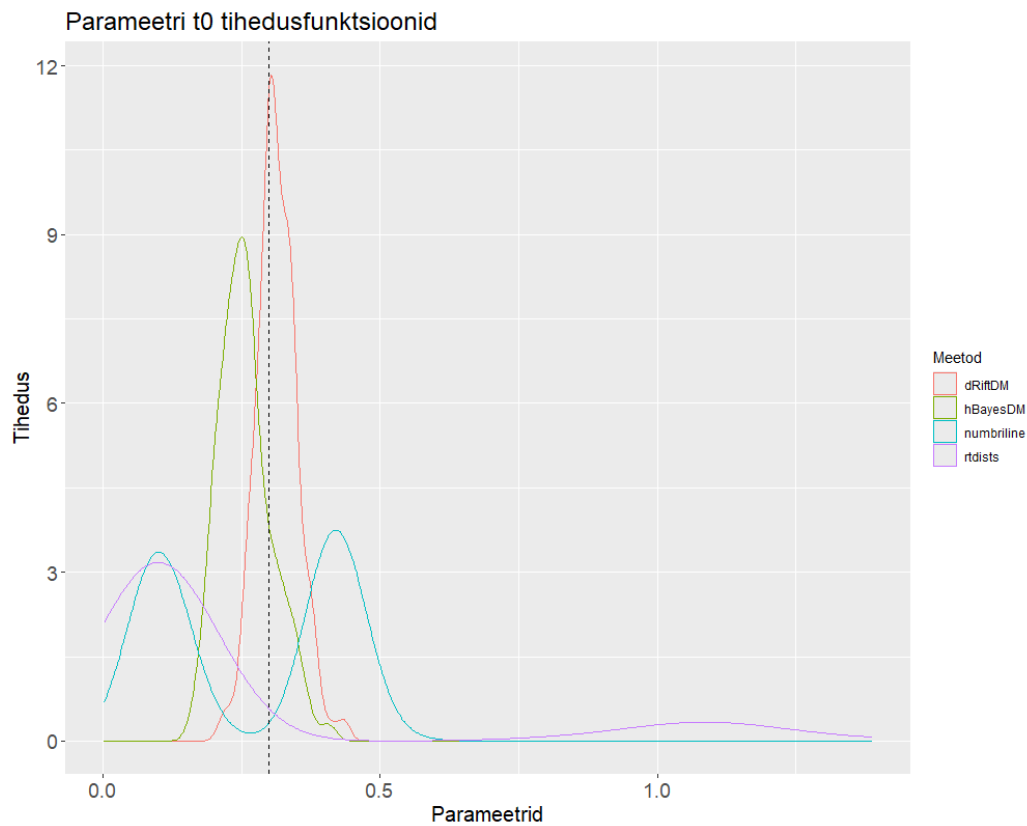
Joonis 14: Parameetri a tihedusfunktsioonid.



Joonis 15: Parameetri v tihedusfunktsioonid.



Joonis 16: Parameetri z tihedusfunktsioonid.



Joonis 17: Parameetri t_0 tihedusfunktsioonid.

4 Andmete analüüs

Peatükk on kirjutatud kasutades rakendustarkvara R (R Core Team, 2025) ja selle pakette *dRiftDM* (Koob, Richter ja Janczyk, 2024), *rtdists* (Singmann et al., 2017) ja *hBayesDM* (Ahn, Haines ja Zhang, 2017).

Eelmise peatüki põhjal saime teada, et kõige parem viis, kuidas kõige täpsemad DDM parameetreid leida, on kasutades paketti *dRiftDM*. Selles peatükis rakendame seda parameetrite leidmise meetodit TMB pilootandmete peal ning uurime saadud tulemusi.

4.1 Valikreaktsioonija test

Uuringus osales 611 inimest, kellest 378 võtsid osa mõlemast katsest. Iga osaleja kõigi vastuste põhjal hinnati triivdifusiooni mudeli (DDM) parameetrid. Seejärel simuleeriti nende parameetrite põhjal iga inimese kohta 1000 uut vastust ning võrreldi neid algsete vastustega, kasutades Pearsoni χ^2 testi. Tulemuste põhjal selgus, et 492 inimese puhul ei erinenud reaktsiooniaegade jaotused statistiliselt oluliselt simuleeritud ja algsetes andmetes. Nendest 492 inimesest oli 147 puhul olemas ka isikuomaduste andmed.

Eraldi vaatame ka parameetrite hinnangute omavahelisi korrelatsioone.

Tabel 6: CRT DDM parameetrite hinnangute korrelatsioonimaatriks.

CRT	a	v	z	t_0
a	1,000	0,603	1,000	-0,201
v	0,603	1,000	0,603	-0,211
z	1,000	0,603	1,000	-0,201
t_0	-0,201	-0,211	-0,201	1,000

Näeme, et parameetrite a ja z vahel on üks ühene seos, mis tuleneb meie kasutatud paketi eripärast $z = \frac{a}{2}$. Parameetrite a ja v ning z ja v vahel on mõõduka tugevusega korrelatsioon ($r = 0,6$). Kõige nõrgem korrelatsioon on paaridel a ja t_0 ning z ja t_0 ($r = -0,2$) ning nõrk korrelatsioon on ka v ja t_0 vahel ($r = -0,21$) (tabel 6).

4.1.1 Mudelite koostamine

Vaatame seost isiksuseomadustega neurotiilsus, ekstravertsus, avatus, leppivus ja kohusetundlikkus. Need hinnangud on üle mitme väite keskmistatud pidevad tunnused skaalal ühest viieni. Kontrollime seost ükshaaval kõikide tunnustega. Selleks, et hinnata seost DDM parameetrite ja isiksuseomaduste vahel, koostame regressioonmudeli.

Kõigepealt koostame mudeli, et vaadata tunnust neurootilisus.

Tabel 7: CRT lineaarne regressioonimudel isikuomadusele neurootilisus.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	3,43	0,25	14,03	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	0,06	0,05	1,27	0,205
v (triivi kiirus)	0,002	0,05	0,04	0,969
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,58	0,40	1,48	0,142
Vanus	-0,02	0,003	-4,75	$4,97 \cdot 10^{-6}$
Sugu: naine	0,14	0,12	1,12	0,265
Seade: puutetundlik	0,03	0,07	0,40	0,692

Mudel näitab, et isiksuseomaduse neurootilisus selgitamisel ei ole ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline, ainsaks oluliseks parameetriks tuli vanus (tabel 7). Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,1611$, mis tähendab, et mudel selgitab umbes 16,11% neurootilisuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid on seotud neurootilisusega.

Järgmiseks koostame mudeli tunnusele ekstraversus.

Tabel 8: CRT lineaarne regressioonimudel isikuomadusele ekstraversus.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	3,53	0,28	12,49	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,043	0,059	-0,73	0,465
v (triivi kiirus)	-0,010	0,061	-0,16	0,873
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-0,149	0,455	-0,33	0,744
Vanus	0,0015	0,0038	0,39	0,696
Sugu: naine	0,151	0,141	1,07	0,287
Seade: puutetundlik	0,094	0,084	1,12	0,265

Mudel näitab, et selle isiksuseomaduse selgitamisel ei ole ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline (tabel 8). Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,024$, mis tähendab, et mudel

selgitab ligikaudu 2,4% ekstravertsuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid on seotud ekstravertsusega.

Järgmiseks koostame mudeli tunnusele avatus.

Tabel 9: CRT lineaarne regressioonimudel isikuomadusele avatus.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	4,06	0,22	18,37	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,040	0,046	-0,88	0,380
v (triivi kiirus)	0,025	0,048	0,52	0,605
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,083	0,356	0,23	0,817
Vanus	-0,0006	0,0030	-0,19	0,847
Sug: naine	0,114	0,110	1,03	0,306
Seade: puutetundlik	0,158	0,066	2,40	0,018

Mudel näitab, et isiksuseomaduse avatus selgitamisel ei ole ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline, ainsaks oluliseks parameetriks tuli seadmetüüp (tabel 9). Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,0598$, mis tähendab, et mudel selgitab ligikaudu 6% avatuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid on seotud isikuomadusega avatuse.

Järgmiseks koostame mudeli tunnusele sotsiaalsus.

Tabel 10: CRT lineaarne regressioonimudel isikuomadusele sotsiaalsus.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	3,465	0,166	20,93	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,021	0,034	-0,61	0,540
v (triivi kiirus)	0,017	0,036	0,48	0,632
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,069	0,267	0,26	0,796
Vanus	-0,0011	0,0022	-0,48	0,633
Sugu: naine	-0,060	0,083	-0,72	0,473
Seade: puutetundlik	0,113	0,049	2,28	0,024*

Mudel näitab, et isiksuseomaduse sotsiaalsus selgitamisel ei ole ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline, ainsaks oluliseks parameetriks tuli seadmetüüp (tabel 10) Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,0554$, mis tähendab, et mudel selgitab 5,4% sotsiaalsuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid on seotud sotsiaalsusega.

Lõpuks koostame mudeli tunnusele kohusetundlikkus.

Tabel 11: CRT lineaarne regressioonimudel isikuomadusele kohusetundlikkus.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	3,684	0,139	26,45	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,003	0,029	-0,11	0,916
v (triivi kiirus)	0,017	0,030	0,56	0,579
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,145	0,225	0,65	0,519
Vanus	-0,0046	0,0019	-2,42	0,017
Sugu: naine	0,007	0,070	0,11	0,916
Seade: puuetundlik	0,058	0,042	1,40	0,164

Mudel näitab, et isiksuseomaduse kohusetundlikkus selgitamisel ei ole ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline, ainsaks oluliseks parameetriks tuli vanus (tabel 11) Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,0760$, mis tähendab, et mudel selgitab ligikaudu 7,6% kohusetundlikkuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid on seotud kohusetundlikkusega.

Kõigi viie isiksuseomaduse jaoks koostatud lineaarsete regressioonimudelite tulemused ei toetanud hüpoteesi, et triivdifusioon mudeli parameetrid on isiksuseomadustega seotud. Kõigis mudelites langes parameeter z välja, sest ta oli täielikus korrelatsioonis parameetriga a , ainsad statistiliselt olulised regressioonikordajad olid vanus ja seadmetüüp ning kõige parem mudeli selgitusvõime oli 16,11%. Need tulemused viitavad sellele, et meie valimis ei ilmne DDM-i põhiparameetrite ja

isiksuseomaduste vahel lineaarseid seoseid. Tulemused ei välista muid võimalikke mittelineaarseid või kaudseid seoseid, kuid lineaarse regressiooni põhjal otsustades ei ole DDM parameetrid head ennustajad antud isiksuseomadustele.

Kontrollime ka DDM parameetrite seost inimeste kognitiivsete võimetega. Selleks koostame mudelid valikreaktsioonaja, numbri-sümboli vastavuse, sünonüümide sõnavara ja maatrikstestide tulemustele. Modelleerides DSC tulemust, vaatame 338 inimese andmeid, kes osalesid DSC testis. Et modelleerida CRT tulemust, vaatame 345 inimese andmeid, maatrikstesti puhul 310 inimese andmeid ning sünonüümide sõnavara testide puhul 340 inimese andmeid. Lisame mudelisse hajuvuse vähendamiseks ka osalejate soo, vanuse ja seadmetüübiga.

Tabel 12: CRT lineaarne regressioonimudel DSC tulemusele.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	65,31	2,01	32,57	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-2,89	0,45	-6,41	$5,06 \cdot 10^{-10}$
v (triivi kiirus)	2,60	0,43	6,02	$4,74 \cdot 10^{-9}$
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-17,22	3,06	-5,64	$3,76 \cdot 10^{-8}$
Vanus	-0,25	0,03	-9,02	$< 2 \cdot 10^{-16}$
Sugu: naine	-1,93	0,97	-1,99	0,0476
Sugu: muu	-1,17	5,80	-0,20	0,840
Seade: puutetundlik	0,97	0,62	1,57	0,116

Kõik kolm DDM parameetrite kordajat olid statistiliselt olulised, olulisteks parameetriteks kujunesid ka vanus ja sugu (tabel 12). Suurem triivi kiirus oli seotud parema tulemusega, samas kui suurem otsustamislävi ja mitteotsustusaeg seonduvad madalama DSC tulemusega. Mudeli $R^2 = 0,479$, mis on psühholoogia kontekstis väga hea tulemus. Jättes ebaolulised tegurid välja, saame $R^2 = 0,480$ mudeli

$$\text{DSC tulemus} = 65,45 - 2,89 \cdot a + 2,68 \cdot v - 16,52 \cdot t_0 - 0,26 \cdot \text{vanus} - 1,94 \cdot I(\text{naine}) + \varepsilon.$$

Tabel 13: CRT lineaarne regressioonimudel CRT tulemusele.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	16,50	0,32	52,17	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-2,27	0,07	-32,07	$< 2 \cdot 10^{-16}$
v (triivi kiirus)	1,83	0,07	27,01	$< 2 \cdot 10^{-16}$
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-10,13	0,48	-21,16	$< 2 \cdot 10^{-16}$
Vanus	-0,002	0,004	-0,47	0,637
Sugu: naine	-0,058	0,155	-0,37	0,710
Sugu: muu	-0,420	0,929	-0,45	0,652
Seade: puuetundlik	0,30	0,10	3,07	0,0023

Kõik kolm DDM parameetrite kordajat olid statistiliselt olulised ning oluliseks tunnuseks tuli ka seadmetüüp (tabel 13). Mõju suunad olid sarnased eelmiste mudelitega: kõrgem triivi kiirus prognoosis paremat sooritust, samas suurem otsustamislävi ja mitteotsustusaeg olid seotud madalama CRT skooriga. Mudeli $R^2 = 0,842$, mis näitab, et mudel ennustab CRT tulemust hästi. Jättes ebaolulised tegurid välja, saame $R^2 = 0,842$ mudeli

$$\text{CRT tulemus} = 16,43 - 2,29 \cdot a + 1,83 \cdot v - 10,22 \cdot t_0 + 0,32 \cdot I(\text{seade on puuetundlik}) + \varepsilon.$$

Tabel 14: CRT lineaarne regressioonimudel maatrikstesti tulemusele.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	31,70	1,63	19,41	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-1,43	0,37	-3,87	0,00013
v (triivi kiirus)	1,59	0,35	4,50	$9,73 \cdot 10^{-6}$
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-5,51	2,51	-2,20	0,0287
Vanus	-0,016	0,023	-0,70	0,484
Sugu: naine	-1,87	0,77	-2,42	0,0162
Sugu: muu	-6,38	4,50	-1,42	0,157
Seade: puuetundlik	-0,79	0,50	-1,60	0,111

Kõik kolm DDM parameetrite kordajat olid statistiliselt olulised ning oluliseks

tunnuseks tuli ka sugu (tabel 14). Mõju suunad olid samasugused nagu eelmistes mudelites: kõrgem triivi kiirus prognoosis paremat sooritust ja suurem otsustamislävi ja mitteotsustusaeg olid seotud madalama skooriga. Mudeli $R^2 = 0,124$, mis on psühholoogia kontekstis maatrikstesti skoori ennustamisel hea tulemus. Jättes ebaolulised tegurid välja, saame $R^2 = 0,116$ mudeli

$$\text{maatrikstesti tulemus} = 31,19 - 1,52 \cdot a + 1,58 \cdot v - 6,16 \cdot t_0 - 1,84 \cdot I(\text{naine}) + \varepsilon.$$

Tabel 15: CRT lineaarne regressioonimudel sünonüümide sõnavara testi tulemusele.

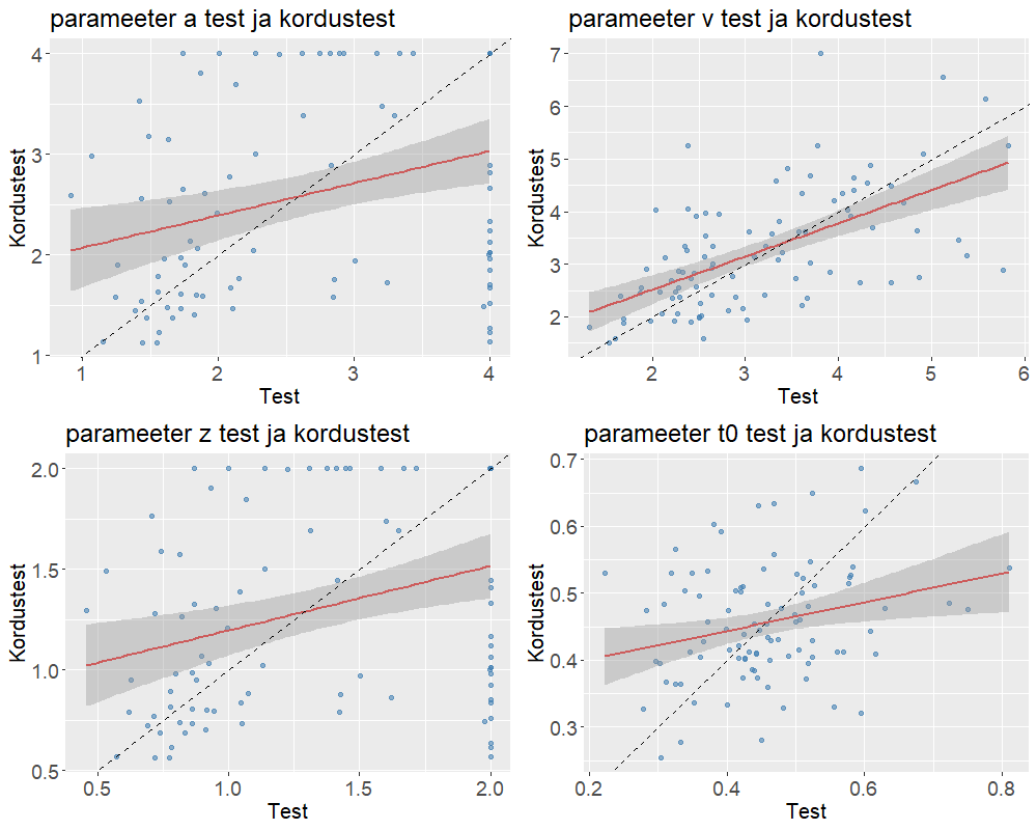
Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	15,17	1,50	10,12	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,37	0,33	-1,12	0,265
v (triivi kiirus)	0,39	0,32	1,22	0,225
z (algpositsioon)	— eemaldatud singulaarsuse tõttu —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,88	2,28	0,39	0,699
Vanus	0,31	0,02	14,92	$< 2 \cdot 10^{-16}$
Sugu: naine	0,17	0,73	0,24	0,812
Sugu: muu	4,61	4,33	1,06	0,288
Seade: puutetundlik	0,01	0,46	0,02	0,981

Mitte ükski DDM parameetri kordaja ei tulnud statistiliselt oluline, ainus oluline parameeter tuli vanus (tabel 15). Mudeli $R^2 = 0,47$, mis näitab, et mudel suudab psühholoogia kontekstis väga hästi ennustada sünonüümide sõnavara testi tulemust.

4.1.2 Kordustest

Vaatame kokku kaks korda 30 testi tulemust 366lt inimeselt, kes osalesid mõlemas katses. Eemaldades need inimesed, kelle reaktsiooniaegade jaotus kas esimeses või teises testis ei vastanud triivdifusiooni mudelile (vastavalt jaotuse sobivuse testile), jääb meile alles 93 inimest.

Vaatame kõigepealt korrelatsioone graafiliselt (joonis 18).



Joonis 18: CRT kordustesti parameetrid.

Tehes nüüd parameetrite paaridele Spearmanni testi, saame korrelatsioonikordajad ja nende 95% usaldusintervallid kasutades bootstrap meetodit:

- $a : \rho = 0,37, (0,169; 0,548)$;
- $v : \rho = 0,62, (0,461; 0,733)$;
- $z : \rho = 0,37, (0,170; 0,554)$;
- $t_0 : \rho = 0,23, (0,005; 0,431)$.

Spearmanni korrelatsioonide hinnangud näitavad, et parameetrite a , v , z ja t_0 95% usaldusintervallid ei hõlma nulli, mis viitab nende statistilisele olulisusele. Iseära-

nis triivi kiirus v demonstreerib tugevat ja usaldusväärset seost, samas a , z ja t_0 esitavad nõrgemaid, kuid siiski olulisi korrelatsioone.

4.2 Numbri-sümboli vastavuse test

Vaatame andmestikus ülesande täitmiseks kulunud aega ning seda, kas inimesed valisid kolme vastusevariandi seast õigesti või valesti. Kokku osales katses 633 inimest, kellest 390 osalesid kahes voorus. Pärast parameetrite leidmist simuleerime uute parameetritega iga inimese jaoks 1000 uut vastust ning võrdleme neid originaalsete vastustega kasutades Pearsoni χ^2 testi. Saame tulemuseks, et 633st inimesest 20 korral tagastasid parameetrid vale õigete ja valede vastuste arvuga andmestiku, 109 korral tagastati valest jaotusest õigete vastuste reaktsiooniajad, 48 korral tagastati valest jaotusest valede vastuste reaktsiooniajad ning 125 korral tagastati valest jaotusest reaktsiooniajad kokku. Vaadates kõiki inimesi, kellega esines vähemalt üks selline probleem, saame 170 inimest. Seega jääb alles 463 inimest. Nendes inimestest olid 140 kohta andmeid isikuomaduste kohta.

Eraldi vaatame ka parameetrite omavahelist korrelatsiooni. Selleks loome korrelatsioonimaatriksi.

Tabel 16: DSC DDM parameetrite korrelatsioonimaatriks.

DSC	a	v	z	t_0
a	1,000	0,337	1,000	0,061
v	0,337	1,000	0,337	-0,034
z	1,000	0,337	1,000	0,061
t_0	0,061	-0,034	0,061	1,000

Parameetrite a ja z vahel on üks ühene seos, mis tuleneb meie kasutatud paketi eripärast $z = \frac{a}{2}$. Parameetrite a ja v ning z ja v vahel on nõrk korrelatsioon ($r = 0,6$). Kõige nõrgem korrelatsioon on v ja t_0 vahel ($r = -0,034$) ning väga nõrk korrelatsioon on ka a ja t_0 ning z ja t_0 vahel ($r = 0,06$) (tabel 16).

4.2.1 Mudelite koostamine

Vaatame taas seost isiksuseomadustega neurotiilsus, ekstravertsus, avatus, leppivus ja kohusetundlikkus. Need hinnangud on pidevad tunnused skaalal ühest viieni. Kontrollime seost ükshaaval kõikide tunnustega. Selleks, et hinnata seost DDM parameetrite ja isiksuseomaduste vahel, koostame regressioonimudeli. Mudeli koostame, kasutades DDM parameetreid, inimese vanust ja sugu ning seadmetüüpi.

Kõigepealt loome mudeli, et vaadata tunnust neurootilisus.

Tabel 17: DSC lineaarne regressioonimudel isikuomadusele neurootilisus

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	3,697	0,264	13,995	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	0,012	0,068	0,182	0,856
v (triivi kiirus)	-0,082	0,127	-0,645	0,520
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,304	0,259	1,176	0,242
Vanus	-0,013	0,004	-3,541	0,0006
Sugu: naine	0,050	0,115	0,438	0,662
Seade: puutetundlik	0,095	0,073	1,304	0,195

Mudel näitab, et isiksuseomaduse neurootilisus selgitamisel ei ole ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline, ainsaks oluliseks parameetriks tuli vanus (tabel 17) Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,1207$, mis tähendab, et mudel selgitab umbes 12,1% neurootilisuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid oleksid seotud neurootilisusega.

Järgmiseks koostame mudeli tunnusele ekstravertsus.

Tabel 18: DSC lineaarne regressioonimudel isikuomadusele ekstravertsus.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	4,011	0,318	12,485	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,043	0,059	-0,732	0,465
v (triivi kiirus)	-0,010	0,061	-0,160	0,873
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-0,149	0,455	-0,328	0,744
Vanus	0,001	0,004	0,392	0,696
Sugu: naine	0,151	0,141	1,060	0,287
Seade: puutetundlik	-0,059	0,088	-0,673	0,502

Mudel näitab, et selle isiksuseomaduse selgitamisel ei ole ükski parameetritest statistiliselt oluline (tabel 18) Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,027$, mis tähendab, et mudel selgitab ligikaudu 2,7% ekstravertsuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid oleksid seotud ekstravertsusega.

Järgmiseks koostame mudeli tunnusele avatus.

Tabel 19: DSC lineaarne regressioonimudel isikuomadusele avatus

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	4,487	0,250	17,973	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,058	0,065	-0,894	0,374
v (triivi kiirus)	-0,001	0,120	-0,005	0,996
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-0,120	0,245	-0,492	0,623
Vanus	-0,001	0,003	-0,193	0,847
Sugu: naine	0,043	0,108	0,400	0,305
Seade: puutetundlik	0,037	0,069	0,535	0,594

Mudel näitab, et isiksuseomaduse avatus selgitamisel ei ole ükski parameetritest statistiliselt oluline (tabel 19). Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,0264$, mis tähendab, et mudel selgitab ligikaudu 2,6% avatuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid on seotud avatuse omadusega.

Järgmiseks koostame mudeli tunnusele sotsiaalsus.

Tabel 20: DSC lineaarne regressioonimudel isikuomadusele leplikkus.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	3,535	0,187	18,945	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	0,042	0,048	0,872	0,385
v (triivi kiirus)	-0,020	0,089	-0,220	0,826
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,011	0,183	0,059	0,953
Vanus	-0,002	0,003	-0,866	0,388
Sugu: naine	-0,099	0,081	-1,216	0,226
Seade: puutetundlik	-0,027	0,052	-0,520	0,604

Mudel näitab, et isiksuseomaduse sotsiaalsus selgitamisel ei ole ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline (tabel 20) Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,0231$, mis tähendab, et mudel selgitab 2,3% sotsiaalsuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid oleksid seotud sotsiaalsusega.

Lõpuks koostame mudeli tunnusele kohusetundlikkus.

Tabel 21: DSC lineaarne regressioonimudel isikuomadusele kohusetundlikkus.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	3,583	0,158	22,674	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,001	0,041	-0,035	0,972
v (triivi kiirus)	0,074	0,076	0,975	0,331
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,261	0,155	1,688	0,094
Vanus	-0,005	0,002	-2,344	0,021
Sugu: naine	0,007	0,069	0,105	0,916
Seade: puutetundlik	0,003	0,044	0,076	0,940

Mudel näitab, et isiksuseomaduse kohusetundlikkus selgitamisel ei ole ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline, ainsaks oluliseks parameetriks tuli vanus (tabel 21). Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Mudeli $R^2 = 0,0708$, mis tähendab, et mudel selgitab ligikaudu 7,1% ko-

husetundlikkuse variatsioonist, seega ei toeta meie andmestik hüpoteesi, et DDM parameetrid oleksid seotud kohusetundlikkusega.

Kõigi viie isiksuseomaduse puhul koostatud lineaarsete regressioonimudelite tulemused ei toetanud hüpoteesi, et DDM parameetrid oleksid seotud vastavate isiksuseomadustega. Kõigi mudelite puhul langes parameeter z välja, kuna ta on täielikult korreleerunud parameetriga a , ükski DDM parameetritest ei osutunud oluliseks ning mudeli seletusvõime oli väga madal, kõige kõrgem $R^2 = 0,1207$. Kokkuvõttes viitavad need tulemused sellele, et antud valimi puhul ei esine lineaarseid seoseid DDM põhiparameetrite ja isiksuseomaduste vahel. Tulemused ei välista mittelineaarsete või kaudsete seoste olemasolu, kuid lineaarse regressiooni põhjal ei saa pidada DDM parameetreid heaks ennustajaks antud viiele isikuomadusele.

Kontrollime ka DDM parameetrite seost inimeste kognitiivsete võimetega. Selleks koostame mudelid testide CRT, DSC ning testitulemustele, kasutades saadud parameetreid. Modelleerides CRT tulemust, vaatame 443 inimese andmeid, kes osalesid CRT testis ning kellelt saime sobilikud DDM parameetrid, kasutades DSC teste. Et modelleerida DSC tulemust, vaatame kõigi 473 inimese parameetreid, mida saime DSC reaktsiooniaegadest.

Tabel 22: DSC lineaarne regressioonimudel DSC tulemusele

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	62,72	1,17	53,48	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-6,87	0,29	-23,70	$< 2 \cdot 10^{-16}$
v (triivi kiirus)	12,96	0,52	25,09	$< 2 \cdot 10^{-16}$
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-21,29	1,00	-21,26	$< 2 \cdot 10^{-16}$
Vanus	-0,06	0,016	-3,86	$9,63 \cdot 10^{-5}$
Sugu: naine	-0,81	0,495	-1,63	0,105
Sugu: muu	0,83	2,796	0,298	0,766
Seade: puutetundlik	0,36	0,31	1,17	0,245

Kolme DDM parameetri kordajad olid statistiliselt olulised ning oluliseks tunnuseks tuli ka vanus (tabel 22). Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses

sõltuvuses parameetriga a . Kõrgem triivi kiirus prognoosis paremat sooritust ja suurem otsustamislävi ja mitteotsustusaeg olid seotud madalama skooriga. Mudeli $R^2 = 0,875$, mis näitab, et see suudab hästi ennustada DSC testi tulemust. Jättes ebaolulised tegurid välja, saame $R^2 = 0,875$ mudeli

$$\text{DSC tulemus} = 62,12 - 6,88 \cdot a + 13,07 \cdot v - 21,47 \cdot t_0 - 0,06 \cdot \text{vanus} + \varepsilon.$$

Tabel 23: DSC lineaarne regressioonimudel CRT tulemus

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	16,29	0,81	20,06	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-1,03	0,20	-5,14	$5,02 \cdot 10^{-7}$
v (triivi kiirus)	0,96	0,36	2,68	0,0078
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-3,95	0,69	-5,75	$2,24 \cdot 10^{-8}$
Vanus	-0,03	0,011	-3,07	0,0024
Sugu: naine	-0,31	0,34	-0,90	0,368
Sugu: muu	3,14	1,89	1,66	0,099
Seade: puutetundlik	0,43	0,22	2,00	0,0466

Kolme DDM parameetri kordajad olid statistiliselt olulised ning oluliseks tunnuseks tuli ka vanus ja seadmetüüp (tabel 23). Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Kõrgem triivi kiirus prognoosis paremat sooritust ja suurem otsustamislävi ja mitteotsustusaeg olid seotud madalama skooriga. Mudeli $R^2 = 0,359$, mis on psühholoogia kontekstis DSC skoori ennustamisel hea tulemus. Jättes ebaolulised tegurid välja, saame hajuvusega $R^2 = 0,350$ mudeli

$$\text{CRT tulemus} = 16,06 - 1,06 \cdot a + 1,01 \cdot v - 3,99 \cdot t_0 - 0,03 \cdot \text{vanus} + 0,40 \cdot I(\text{seade on puutetundlik}) + \varepsilon.$$

Tabel 24: DSC lineaarne regressioonimudel maatrikstesti tulemusele.

Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	30,51	1,86	16,37	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-1,32	0,49	-2,71	0,0071
v (triivi kiirus)	4,12	0,84	4,93	$1,44 \cdot 10^{-6}$
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	-4,80	1,64	-2,93	0,0037
Vanus	-0,014	0,026	-0,54	0,591
Sugu: naine	-1,91	0,81	-2,37	0,0185
Sugu: muu	-3,86	4,25	-0,91	0,364
Seade: puutetundlik	-1,50	0,51	-2,94	0,0036

Kolme DDM parameetri kordajad olid statistiliselt olulised ning oluliseks tunnuseks tuli ka sugu ja seadmetüüp (tabel 24). Parameeter z langes mudelist välja, kuna ta on üheses sõltuvuses parameetriga a . Kõrgem triivi kiirus prognoosis paremat sooritust ja suurem otsustamislävi ja mitteotsustusaeg olid seotud madalama skooriga. Mudeli $R^2 = 0,177$, mis on psühholoogia kontekstis maatrikstesti skoori ennustamisel hea tulemus. Jättes ebaolulised tegurid välja, saame hajuvusega $R^2 = 0,177$ mudeli

$$\begin{aligned} \text{Maatrikstesti tulemus} = & 30,36 - 1,44 \cdot a + 4,26 \cdot v - 5,22 \cdot t_0 - \\ & -1,87 \cdot I(\text{naine}) - 1,47 \cdot I(\text{seade on puutetundlik}) + \varepsilon. \end{aligned}$$

Tabel 25: DSC lineaarne regressioonimudel sünonüümide sõnavara testi tulemusele

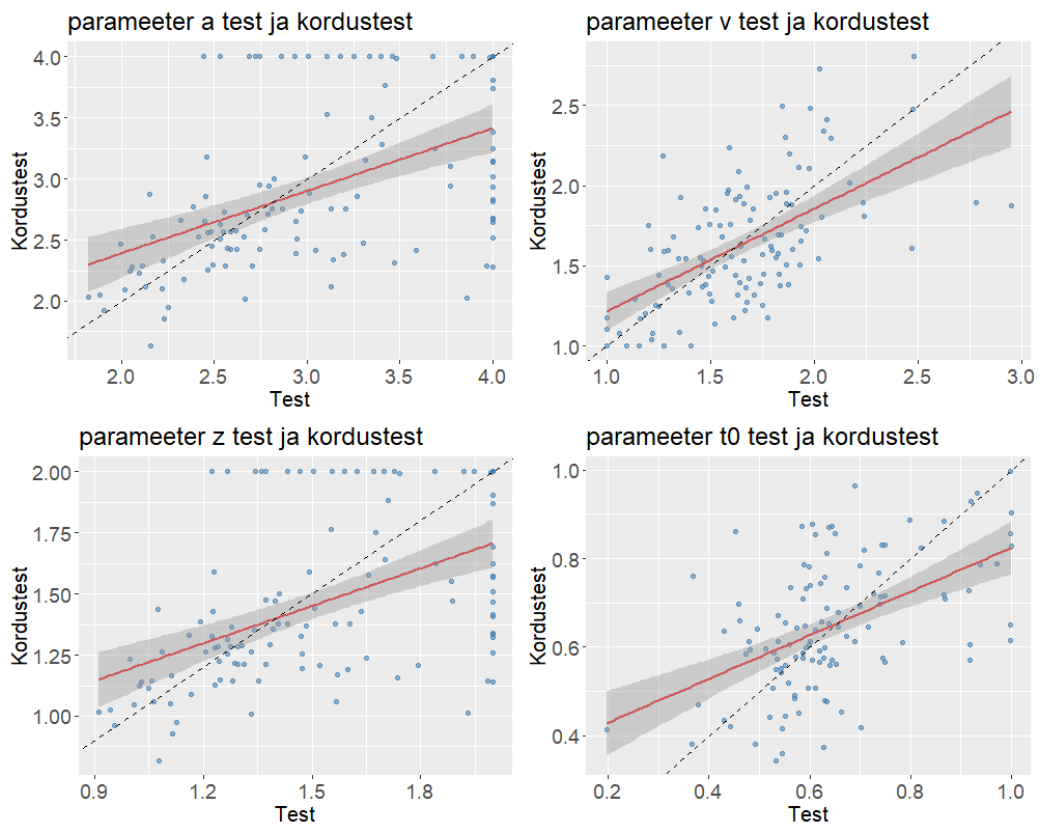
Parameeter	Hinnang	Std. viga	t-väärtus	p-väärtus
(Intercept)	15,62	1,67	9,35	$< 2 \cdot 10^{-16}$
a (lävi)	-0,62	0,41	-1,51	0,131
v (triivi kiirus)	0,80	0,73	1,09	0,278
z (algpositsioon)	— singulaarsuse tõttu eemaldatud —			
t_0 (mitteotsustusaeg)	0,46	2,28	0,32	0,746
Vanus	0,32	0,02	14,54	$< 2 \cdot 10^{-16}$
Sugu: naine	0,05	0,73	0,07	0,942
Sugu: muu	5,01	3,92	1,28	0,201
Seade: puuetundlik	0,41	0,44	0,93	0,356

Mitte ükski DDM parameetri kordaja ei tulnud statistiliselt oluline, ainus oluline parameeter tuli vanus (tabel 25). Mudeli $R^2 = 0,520$, mis näitab, et mudel suudab psühholoogia kontekstis väga hästi ennustada sünonüümide sõnavara testi tulemust.

4.2.2 Kordustest

Vaatame kokku kaks korda 30 testi tulemust kõigilt inimeselt, kes osalesid mõlemas katses. Eemaldades need inimesed, kelle reaktsiooniaegade jaotus kas esimeses või teises testis ei vastanud triivdifusiooni mudelile (vastavalt jaotuse sobivuse testile), jääb meile alles 116 inimest.

Vaatame kõigepealt korrelatsiooni graafiliselt.



Joonis 19: DSC kordustesti parameetrid

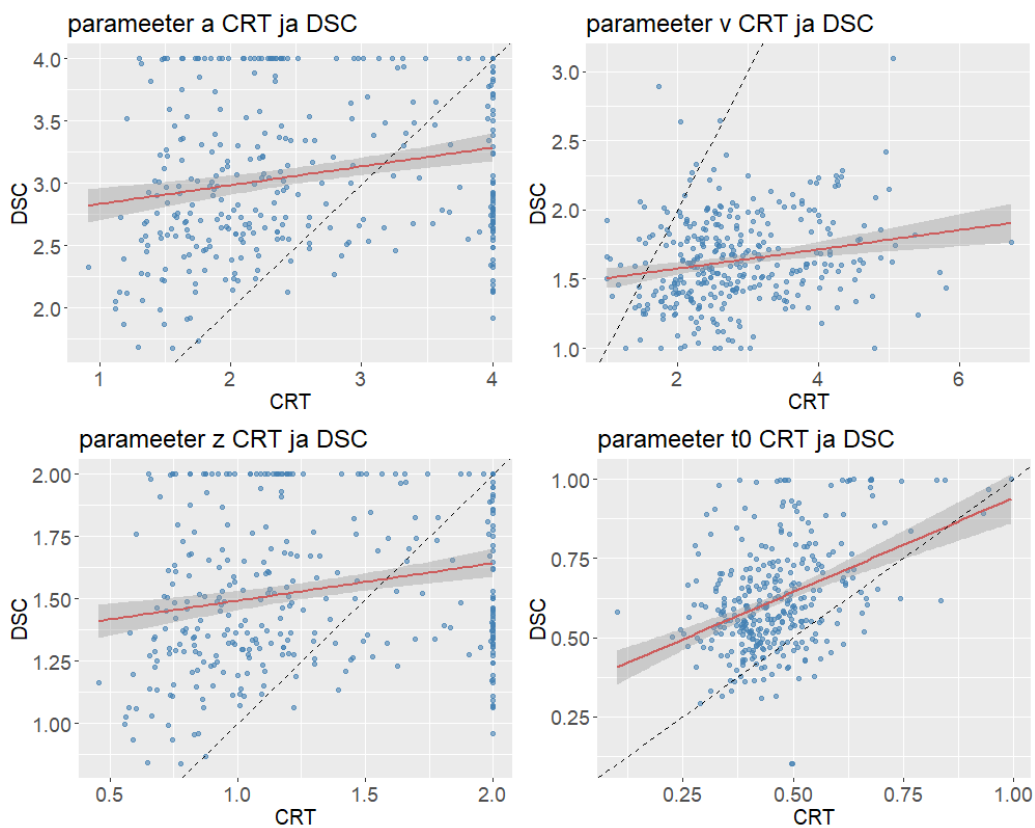
Tehes nüüd parameetrite paaridele Spearmanni testi, saame korrelatsioonikordajad ja nende 95% usaldusintervallid, kasutades bootstrap meetodit:

- $a : \rho = 0,521, (0,358; 0,649)$;
- $v : \rho = 0,592, (0,443; 0,706)$;
- $z : \rho = 0,522, (0,359; 0,649)$;
- $t_0 : \rho = 0,506, (0,347; 0,641)$.

Kõik tulemused on statistiliselt olulised, sest nende kõigi p-väärtus jääb alla 0,0125. Kõigi korrelatsioonid on mõistlikult tugevad.

4.3 DSC ja CRT korrelatsioon

Viimasena käsitleme seost DSC testide ja CRT testide pealt saadud DDM parameetrite vahel. Andmestikus on 346 inimest, kelle kohta on teada DSC ja CRT testide pealt saadud triivdifusioon mudeli parameetrid. Looime sagedusgraafiku.



Joonis 20: CRT ja DSC parameetrite sagedusgraafik

Jooniselt on näha, et tugevat korrelatsiooni ei ole, seega teeme ka Spearmanni testid (joonis 4.3) Tehes nüüd parameetrite paaridele Spearmanni testi, saame korrelatsioonikordajad ja nende 95% usaldusintervallid, kasutades bootstrap meetodit:

- a : $\rho = 0,237$, $(0,1263; 0,3472)$;
- v : $\rho = 0,21$, $(0,114; 0,320)$;
- z : $\rho = 0,235$, $(0,125; 0,345)$;

- $t_0 : \rho = 0,340, (0,243; 0,435);$

Kuna usaldusintervallid ei sisalda nulli, siis teame, et need tulemused on statistiliselt olulised, kuid korrelatsioonikordaja ρ jääb võrdlemisi madalaks.

Kokkuvõte

Käesoleva bakalaureusetöö eesmärk oli uurida erinevaid triivdifusioon mudeli parameetrite hindamise viise rakendustarkvaraga R ning rakendada mudelit Test My Brain pilootandmestikul. Töö käigus koostati mudelid isikuomaduste ja kognitiivsete testide hindamiseks ning vaadati seoseid teiste DDM parameetritega.

Üle nelja erineva DDM parameetrite hindamise viisi, milleks olid kasutades pakette hBayesDM, rtdists, dRiftDM või hinnates ise tihedusfunktsiooni numbriliselt, saime, et kõige täpsem viis, kuidas DDM parameetreid hinnata, on kasutades paketti dRiftDM. Seda paketti kasutati ka selleks, et leida TMB andmestikul kaks komplekti individuaalseid DDM parameetreid: üks komplekt numbri-sümboli vastavuse test andmetelt ning teine komplekt valikreaktsioonaja testi andmetelt.

Saadud parameetrite komplektidega uurisime eraldi parameetrite korrelatsiooni üksteisega, luues korrelatsioonimaatriksi. CRT testi andmete peal loodud DDM parameetritelt saime, et kõige tugevamini on omavahel korreleerunud parameetrid a ja z , sest $z = \frac{a}{2}$ ehk nad on üks üheses vastavuses, mõõdukalt tugev korrelatsioon oli ka paaridel a ja v ning z ja v ($r = 0,6$). Kõik teised korrelatsioonid olid negatiivsed ja nõrgad ($|r| \leq 0,21$). DSC testi andmete pealt loodud DDM parameetritel saime, et kõige tugevam korrelatsioon on jätkuvalt a ja z vahel, kuid kõik ülejäänud parameetrid on omavahel nõrgalt korreleerunud. Teine kõige kõrgem korrelatsioon oli a ja v ning z ja v vahel ($r = 0,34$) ning kõik teised korrelatsioonid jäid alla $|r| < 0,1$ tulemuse.

Seost isikuomaduste ja DDM parameetrite vahel hinnati, kasutades lineaarset regressioonimudelit. CRT testi andmete peal loodud DDM parameetritega ei leitud mitte ühegi isikuomaduse modelleerimisel, et ükski triivdifusiooni mudeli parameeter oleks oluline. Sama tulemuse saime ka siis, kui kasutasime DSC testi andmete pealt loodud DDM parameetreid.

Seost teiste kognitiivsete testide tulemuste ja DDM parameetrite vahel hinnati

samuti lineaarse regressioonimudeliga. Lõime mudelid neljale erinevale testile: valikreaktsioonija testile, numbri-sümboli vastavuse testile, maatrikstestile ja sünonüümide sõnavara testile. CRT testi andmete peal loodud DDM parameetritelt saime, et numbri-sümboli vastavuse, valikreaktsioonija ja maatrikstesti tulemuste modelleerimisel on kolm DDM parameetrit statistiliselt olulised, z langeb mudelist iga kord singulaarsuse tõttu välja. Kõige paremini suutsime kirjeldada valikreaktsioonija testi tulemust, mille täpsuseks saime vanuse ja seadmetüübi kaasamisel 84%. Sünonüümide sõnavara testi tulemuse modelleerimisel ei olnud mitte ükski DDM parameetritest statistiliselt oluline. DSC testi andmete peal loodud DDM parameetritelt saime samuti, et numbri-sümboli vastavuse, valikreaktsioonija ja maatrikstesti tulemuste modelleerimisel on kolm DDM parameetrit statistiliselt olulised ning z langeb mudelist iga kord singulaarsuse tõttu välja. Kõige täpsema mudeli saime numbri-sümboli vastavuse testi modelleerimisel, selle täpsus tuli soo ja vanuse kaasamisel 87,5%.

Eraldi uurisime ka kordustesti usaldusväärust, leides eraldi individuaalsed DDM parameetrid esimese sessiooni tulemuste pealt ja teise sessiooni tulemuste pealt. Uurisime korrelatsiooni visuaalselt, kasutades sagedusgraafikuid, ning kasutades Spearmanni korrelatsioonikordajat. CRT andmestikul leitud DDM parameetrite korrelatsioon tuli nõrk parameetrite a , z , ja t_0 korral ($\rho < 0,4$), kuid parameetri v korral tuli see mõõdukas ($\rho = 0,62$). DSC andmestikul leitud DDM parameetrite korral tuli korrelatsioon iga parameetri jaoks mõõdukas, kõige tugevam korrelatsioon oli parameetril v ($\rho = 0,59$).

Viimasena vaatasime korrelatsiooni CRT andmestikul leitud DDM parameetrite ja DSC andmestikul leitud DDM parameetrite vahel. Saime tulemuseks, et see seos on nõrk iga parameetri korral ($\rho < 0,4$).

Seega saime, et kõige täpsemaid DDM parameetreid saab leida, kasutades paketti dRiftDM, ning nende leidmine võib olla kasulik, kui tahame modelleerida kognitiivsete testide tulemusi, kuid isikuomaduste seostamine nende kordajatega pole

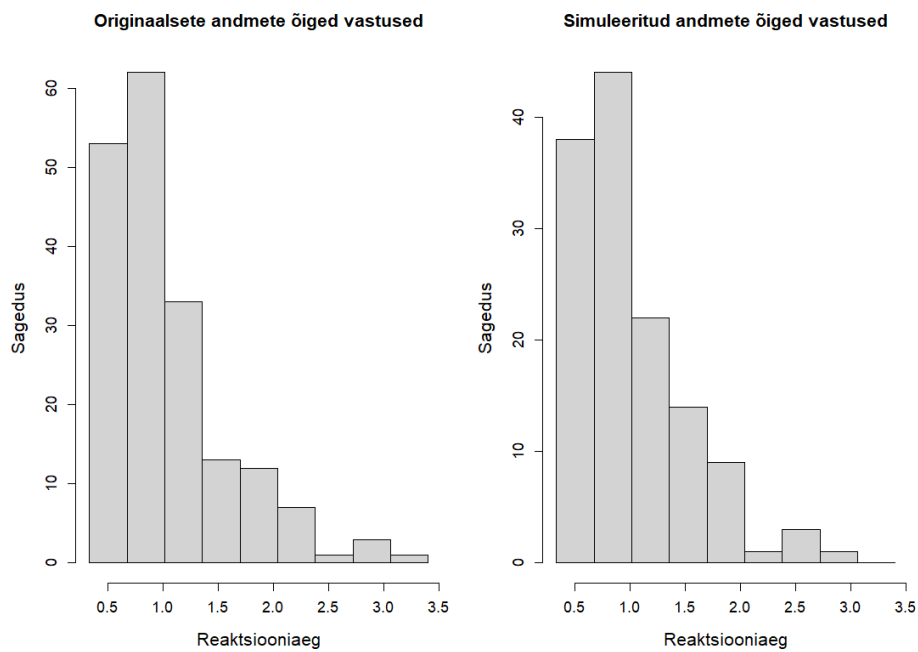
mõistlik. Kui tulevikus triivdifusiooni mudelit edasi uurida, oleks mõistlik parameetrite hindamise viisi veel täiendada ja optimiseerida, et saada iga inimese kohta sobilikud parameetrid ning et kood töötaks stabiilselt. Samuti saab andmete analüüsi osa laiendada ka teistele kognitiivsetele testidele.

Kasutatud allikad (BIBLATEXiga)

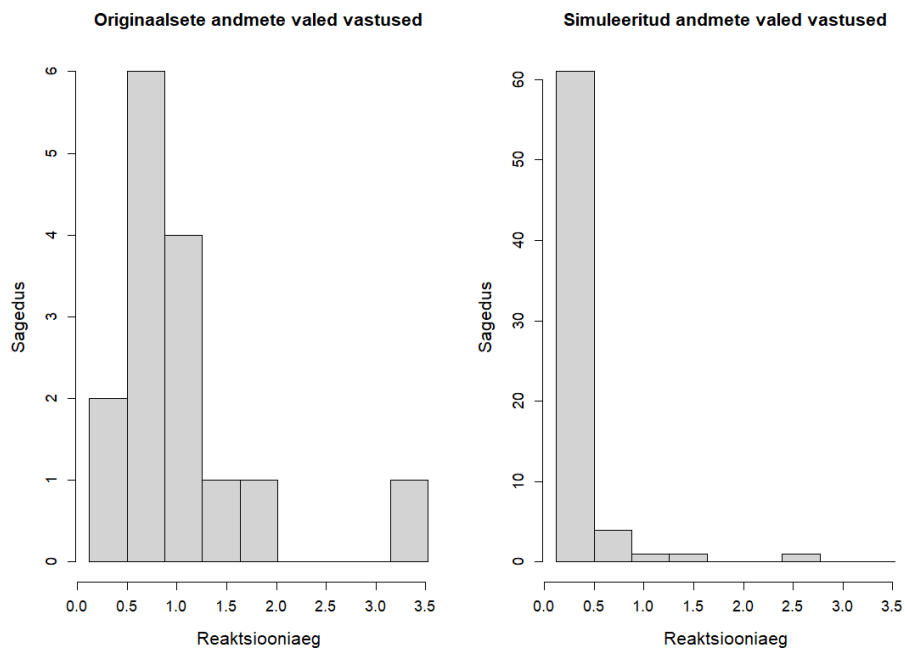
- Adams, M.-H. (2021). „Elusündmuste ja kognitiivsete testide seosed Test-MyBrain andmestikul“. Vaadatud 08.04.2025. URL: <https://osf.io/sua5f>.
- Ahn, W.-Y., N. Haines ja L. Zhang (2017). „Revealing Neurocomputational Mechanisms of Reinforcement Learning and Decision-Making With the hBayesDM Package“. *Computational Psychiatry* 1, lk. 24–57. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29601060/>.
- Asu, L. (2021). „TMB maatriksite testide analüüs pilootandmestikul“. Vaadatud 08.04.2025. URL: <https://osf.io/rxdjz>.
- Berezin, A. (2021). „Digitaalse punktide ühendamise testi ja reaktsioonaja testide kasutamine intelligentsuse hindamisel“. Vaadatud 08.04.2025. URL: <https://osf.io/f63km>.
- Henry, Sam ja René Mõttus (2023). *The 100 Nuances of Personality: Development of a Comprehensive, Non-Redundant Personality Item Pool*.
- Koob, V., T. Richter ja M. Janczyk (2024). *dRiftDM: An R package for fitting non-stationary drift diffusion models*. R package version 0.2.1.
- Makowski, D. (2023). *easyRT: Tools and Examples for Fitting (Hierarchical) Drift Diffusion Models in R*. R package version 0.1.0.
- Milosavljevic, M., J. Malmaud, A. Huth, C. Koch ja A. Rangel (2010). „The Drift Diffusion Model can account for the accuracy and reaction time of value-based choices under high and low time pressure“. *Judgment and Decision Making* 5.6, lk. 437–449. URL: <https://www.cambridge.org/core/journals/judgment-and-decision-making/article/drift-diffusion-model-can-account-for-the-accuracy-and-reaction-time-of-valuebased-choices-under-high-and-low-time-pressure/7C303AE6153F7DAF7FCF4FDFFCAFE11C>.

- Myers, C. E. ja A. Interian ja A. A. Moustafa (2022). „A practical introduction to using the drift diffusion model of decision-making in cognitive psychology, neuroscience, and health sciences“. 13. Vaadatud 08.04.2025. URL: <https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2022.1039172/full>.
- R Core Team (2025). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. URL: <https://www.R-project.org/>.
- Ratcliff, R. (1978). „A theory of memory retrieval“. *Psychological Review* 85.2, lk. 59–108.
- Richter, T., R. Ulrich ja M. Janczyk (2023). „Diffusion models with time-dependent parameters: An analysis of computational effort and accuracy of different numerical methods“. *Journal of Mathematical Psychology* 114. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022249623000123?via%3Dihub>.
- Singmann, H. *et al.* (2017). *rtdists: Fast density, distribution, quantile function and random generation for response time distributions*. R package version 1.0-0. URL: <https://CRAN.R-project.org/package=rtdists>.
- Soto, Christopher ja Joshua Jackson (2020). „Five-Factor Model of Personality“. Teoses: ISBN: 9780199828340. DOI: [10.1093/obo/9780199828340-0120](https://doi.org/10.1093/obo/9780199828340-0120).
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag New York. ISBN: 978-3-319-24277-4. URL: <https://ggplot2.tidyverse.org>.

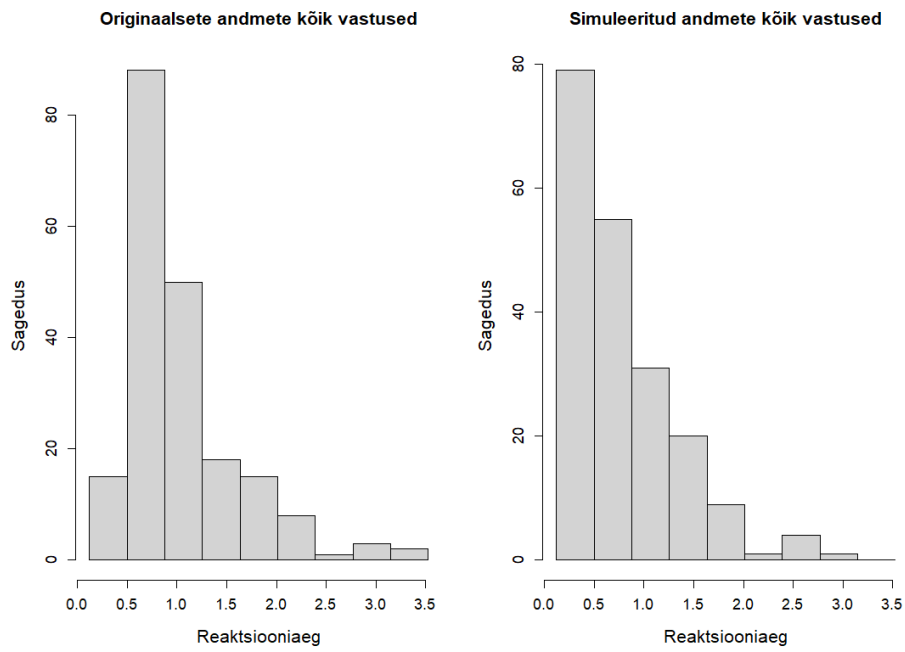
Lisa 1. Originaalsete andmete ja mudelite simuleeritud andmete histogrammid



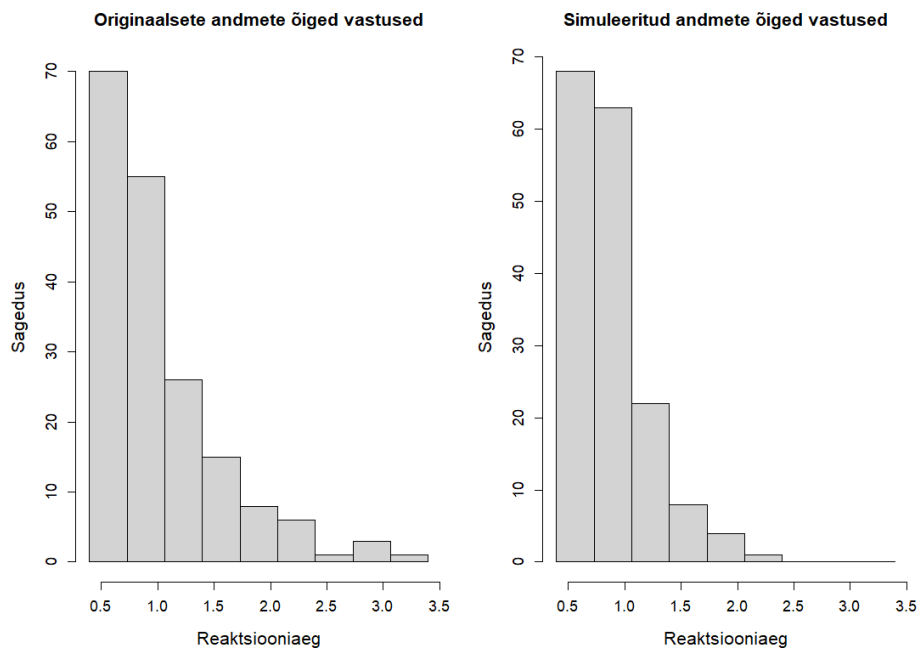
Joonis 21: rtdists histogrammid õiged otsused



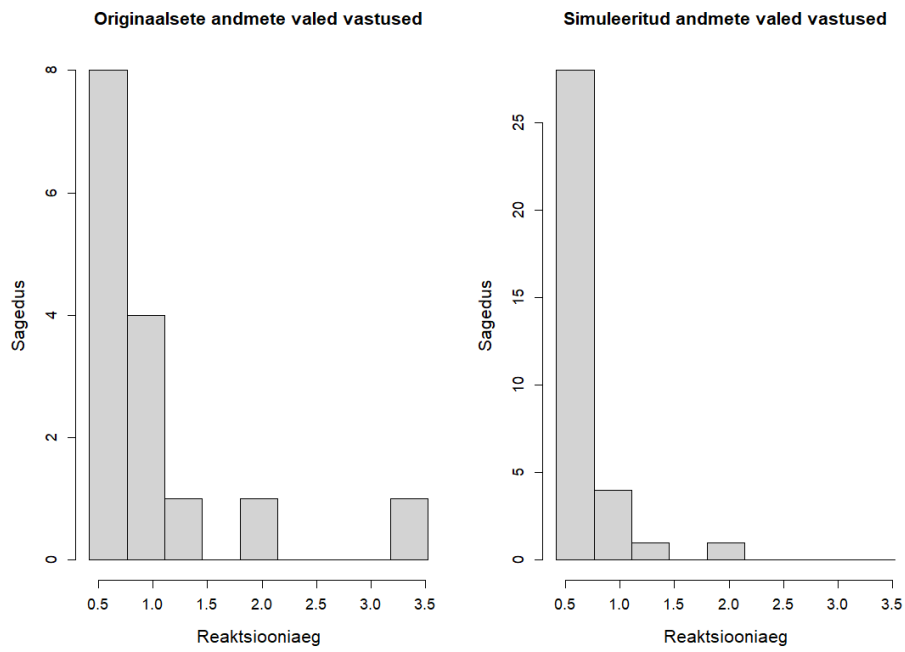
Joonis 22: rtdists histogrammid valed otsused



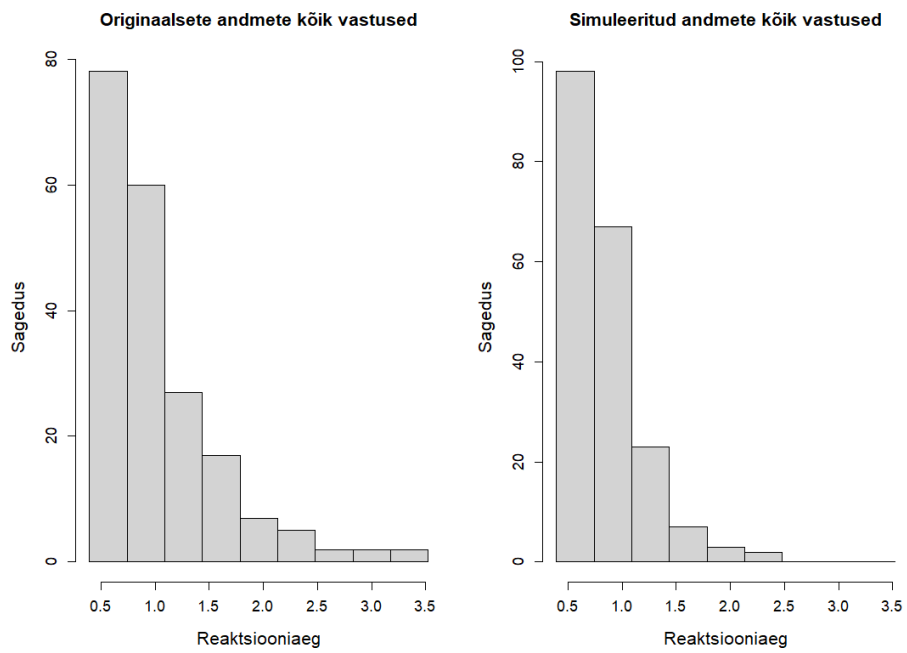
Joonis 23: rtdists histogrammid kõik otsused



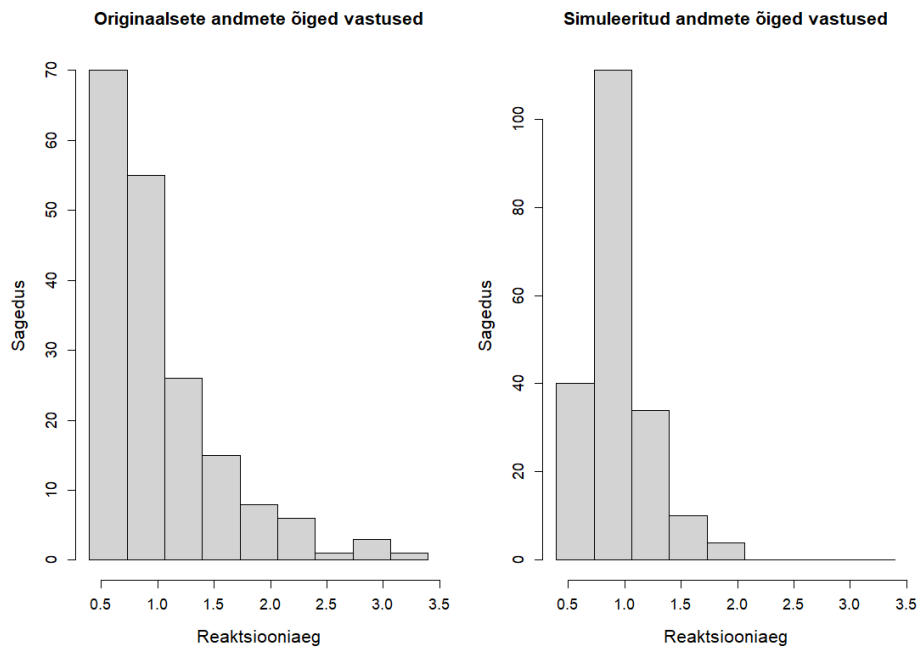
Joonis 24: numbrilised histogrammid õiged otsused



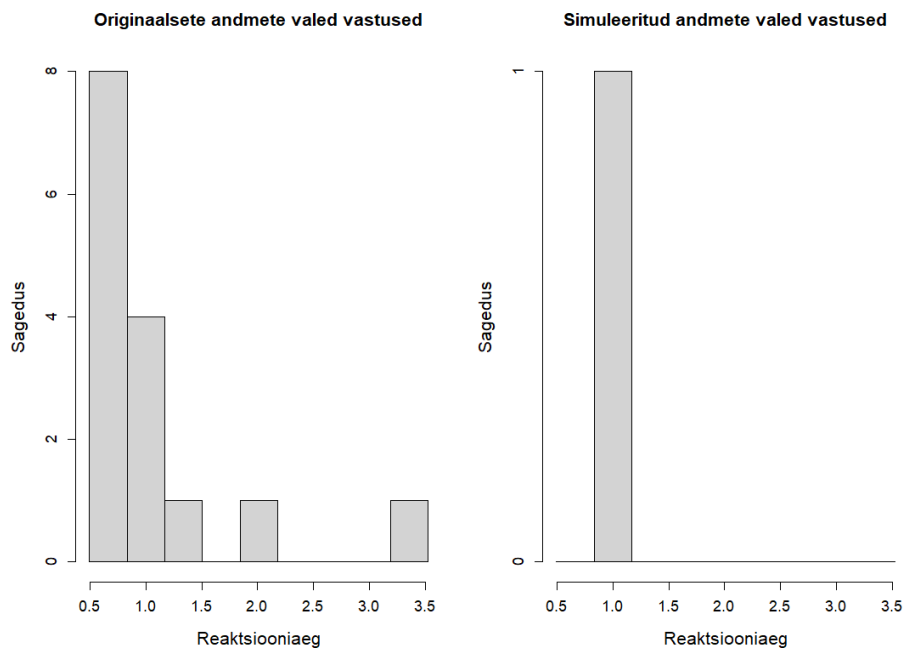
Joonis 25: numbrilised histogrammid valed otsused



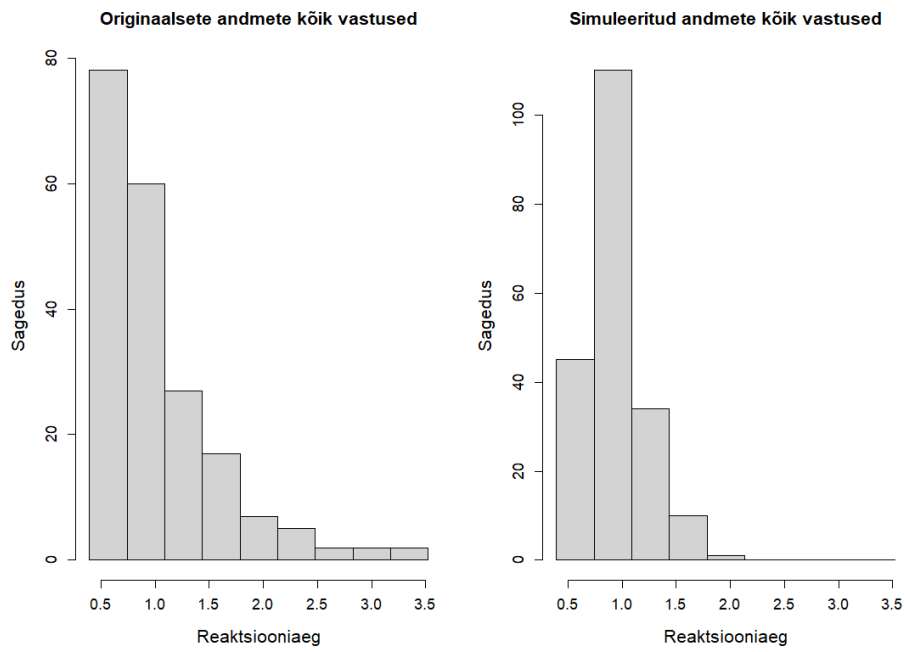
Joonis 26: numbrilised histogrammid kokku



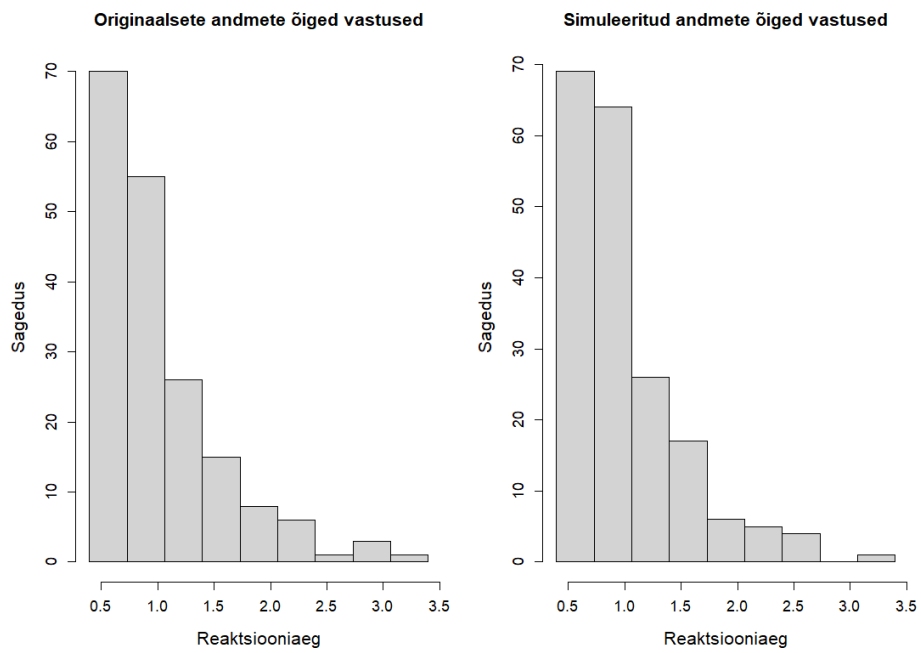
Joonis 27: numbrilised koonduvad histogrammid õiged otsused



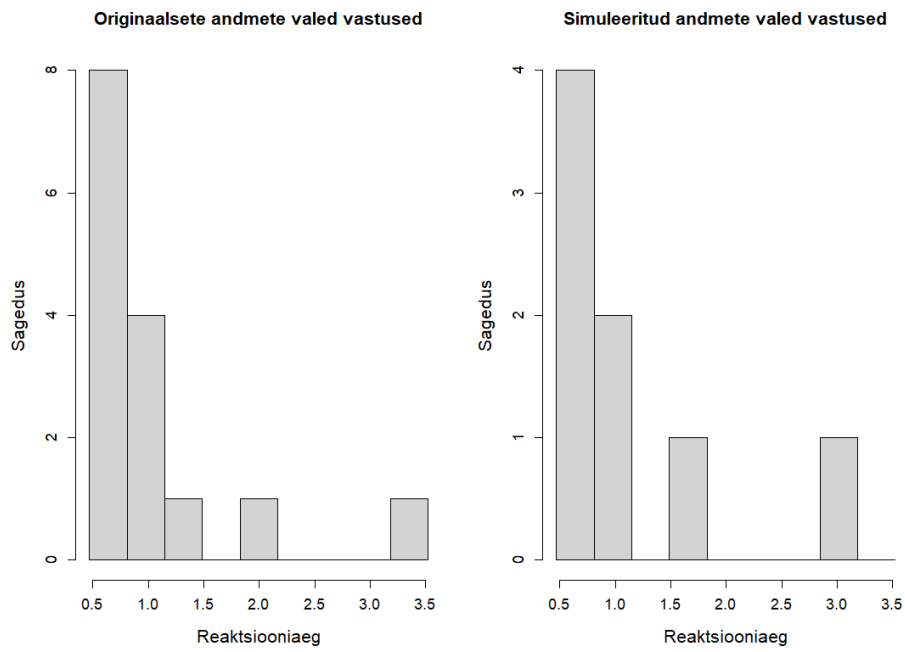
Joonis 28: numbrilised koonduvad histogrammid valed otsused



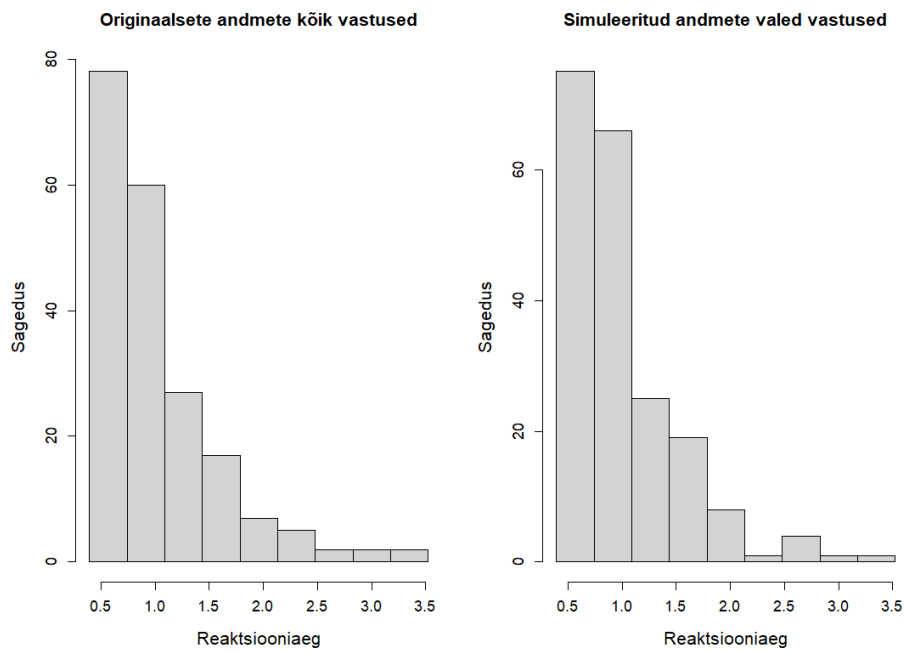
Joonis 29: numbrilised koonduvad histogrammid kokku



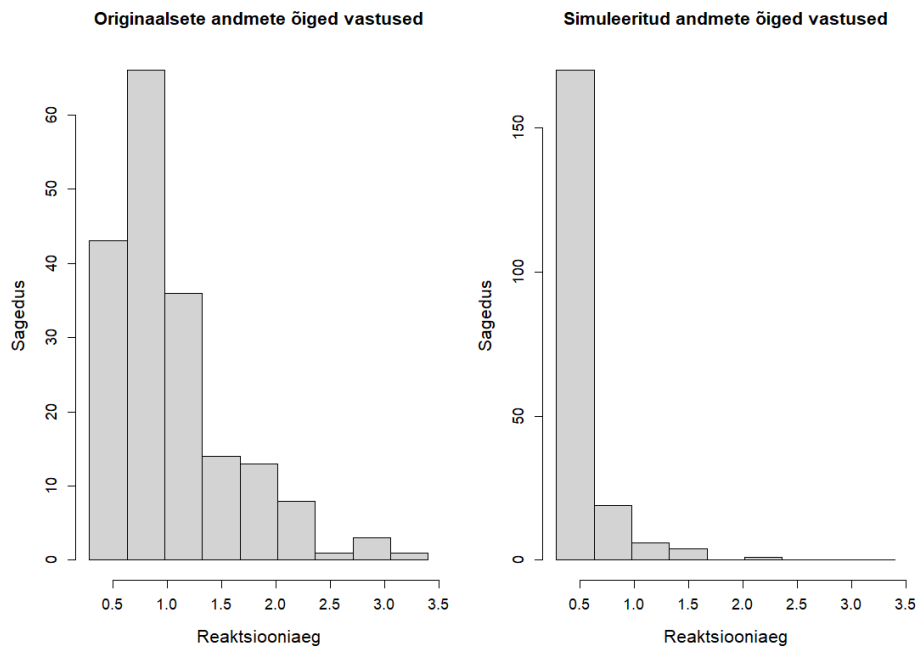
Joonis 30: dRiftDM histogrammid õiged otsused



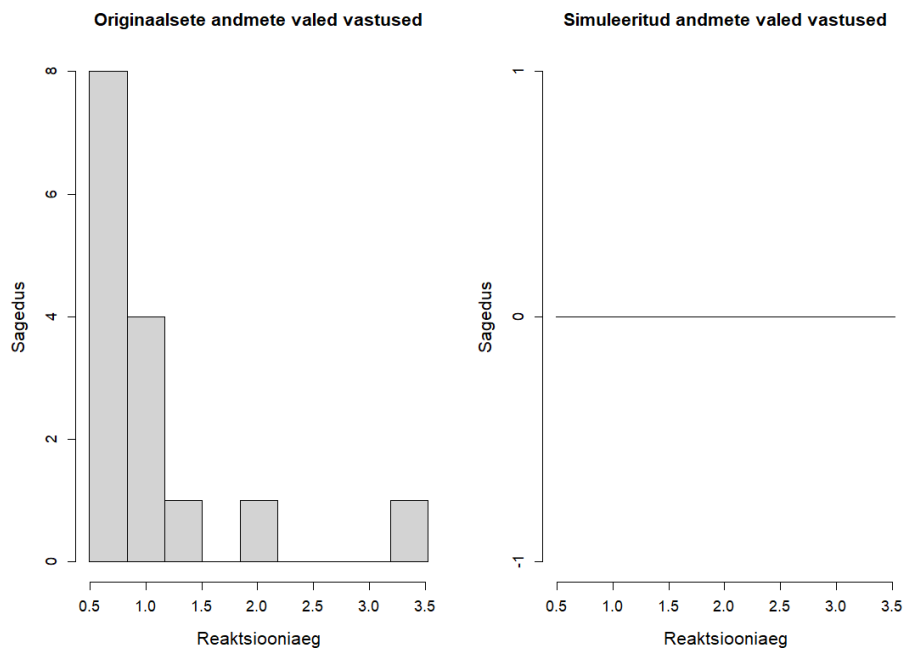
Joonis 31: dRiftDM histogrammid valed otsused



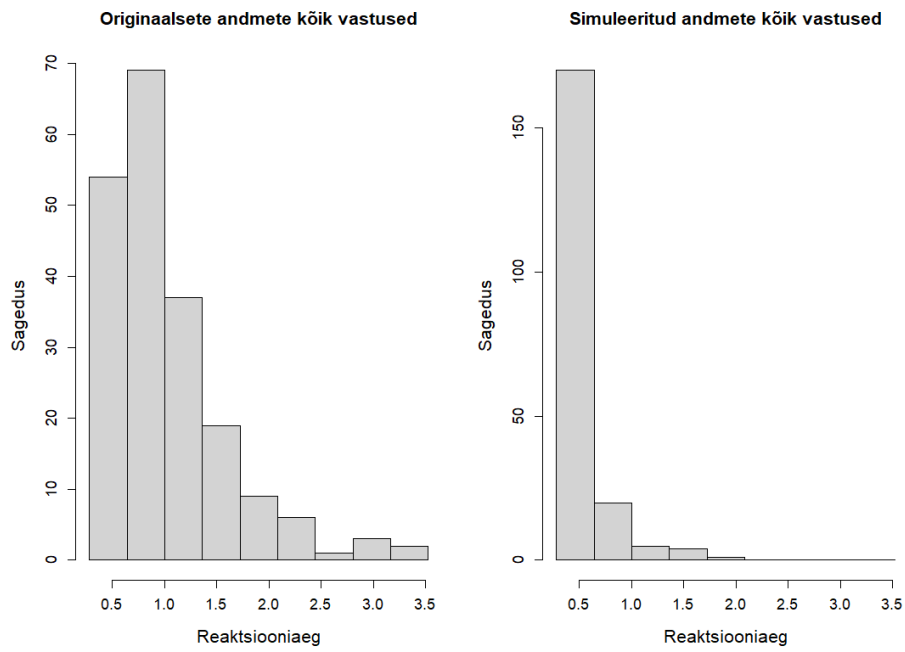
Joonis 32: dRiftDM histogrammid kokku



Joonis 33: hBayesDM histogrammid õiged otsused



Joonis 34: hBayesDM histogrammid vales otsused



Joonis 35: hBayesDM histogrammid kokku

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Aleksander Nero,

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) minu loodud teose „Otsustusprotsesside komponentide analüüsimine triivdifusioon mudeliga ja seosed vaimse võimekuse ja isiksusega“, mille juhendajad on PhD Uku Vainik ja PhD Märt Möls, 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 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.

Aleksander Nero

15.05.2025