

Tartu Ülikool  
Sotsiaalteaduste valdkond  
Psühholoogia instituut

Aleksander Viiret

**Premorbiidse võimekuse hindamismeetodi välja arendamine Eestis WAIS-III andmete põhjal**  
Uurimistöö

Juhendajad: Kätlin Anni ja Kairit Sirts

Läbiv pealkiri: WAIS-III premorbiidse võimekuse hindamine

Tartu 2022

**Premorbiidse võimekuse hindamise meetodi välja arendamine Eestis WAIS-III andmete põhjal****Kokkuvõte**

Kasutades WAIS-III<sup>EE</sup> standardiseerimisvalimit loodi 6 mitmese regressiooni valemit, mis kasutavad WAIS-III alltestide sooritust ja demograafilisi andmeid, et hinnata FSIQ skooride. Standardiseerimisvalim (N = 766) jagati juhuslikult kaheks osaks. Esimest (N = 612) kasutati mudelite arendamiseks ja treenimiseks ning teist (N = 154) ennustusmudelite valideerimiseks. Muutujatena kasutati Piltide täiendamise, Sõnavara, Maatriksite ja Informeerituse alltestide toorskoore ning vanust, sugu ja haridustaset. Võrdluseks arendati ka tugivektor-masina regressioonimudel. Mudelid olid täpsed WAIS-III<sup>EE</sup> normvalimis osalejate FSIQ skooride ennustamises.

*Märksõnad:* vaimsed võimed, intelligentsus, premorbiidne võimekus, regressioonanalüüs

**Development of a method for estimation of premorbid intelligence in Estonia based on WAIS-III data****Abstract**

Using data from the WAIS-III<sup>EE</sup> standardization sample 6 multiple linear regression formulas that use WAIS-III subtest performance and demographic data to estimate FSIQ scores were created. The standardization sample (N = 766) was randomly divided into two groups. The first (N = 612) was used to develop and train the models and the second one (N = 154) to validate the prediction models. The Picture Completion, Vocabulary, Matrix Reasoning, and Information subtest raw scores as well as age, gender and education level were used as variables. A single support vector machine regression model was created for comparison. The models were accurate in predicting FSIQ scores of participants in the WAIS-III<sup>EE</sup> normative sample.

*Keywords:* mental abilities, intelligence, premorbid ability, WAIS-III, regression analysis

### **Sissejuhatus**

Kliinilise neuropsühholoogilise hindamise üheks sagedasemaks eesmärgiks on tuvastada patsiendi vaimsete võimete alanemine neuroloogilise haiguse või ajukahjustuse tagajärjel. Selleks, et saaks väita, et patsiendi kognitiivsed võimed on alanenud, on vaja käesolevat võimete taset võrrelda oodatava kahjustusele eelnenud (premorbiidse) võimekuse tasemega (Lezak et al., 2004). Ideaalis võiks käesoleva testimise tulemusi võrrelda enne kahjustust saadud testimise tulemustega, aga enamasti ei ole inimesed tervena põhjalikku neuropsühholoogilist hindamist läbinud ja spetsialistid peavad oletama/ennustama, mis varasem võimete tase võis olla.

Premorbiidse vaimse võimekuse hindamiseks on välja arendatud mitmeid erinevaid meetodeid: käesoleva testimise parima soorituse (Lezak et al., 2004), kahjustusele vastupidavate ja mitte vastupidavate testide (Lezak et al., 2004) või demograafiliste andmete põhjal antud hinnangud (Crawford & Allan, 1997), lugemistestid (Nelson, 1982) ja eelnevaid võimalusi kombineerivad meetodid (Crawford et al., 1990).

### ***Demograafilised andmed***

Kõige esmased hinnangud patsiendi premorbiidsele võimekusele annab psühholoog tavaliselt demograafiliste andmete (nt. Sugu, rass, haridustase, elukutse) põhjal. Demograafiliste andmete kasutamise suurim eelis teiste meetodite kõrval on, et hinnangud, mida nende põhjal anda saab on sõltumatud indiviidi käesolevast kognitiivsest seisundist (Crawford & Allan, 1997). Selle informatsiooni maksimaalseks kasutamiseks on loodud intelligentsustestide normandmete põhjal regressioonivõrrandid, näiteks nagu Barona, Reynoldsi ja Chastaini (1984) poolt välja töötatud indeks, mis ennustavad erinevate tunnuste põhjal eeldatavat võimekuse taset IQ-skoorina. Ainult demograafiliste andmete põhiste regressioonivõrrandite puhul on aga leitud, et need võivad isegi parimate hinnangute puhul üle poolte patsientidest valesti klassifitseerida (Silverstein, 1987). Demograafiliste andmete põhiste regressioonivõrranditega saadud premorbiidse IQ hinnangud on aga oluliselt täpsemad kui samade andmete põhjal tehtud kliiniliste psühholoogide subjektiivsed hinnangud (Crawford et al., 2001).

Lisaks tavapärastele mitmele regressioonile on uuritud ka alternatiivseid meetodeid demograafiliste andmete põhjal IQ ennustamiseks. Näiteks Finch et al. (2011) demonstreerisid eelkooliealiste laste intelligentsuse ennustamisel hulga alternatiivsete ennustusmeetodite kasulikkust, mida on laialdaselt kasutatud loodusteadustes ja äris, kuid mida ei ole veel sotsiaalteadustes palju rakendatud. Nende tulemustest ilmnes, et klassifikatsiooni- ja regressioonipuud ennustasid koguskaala IQ-d täpsemini kui traditsioonilisemad

regressioonivalemid. Laste puhul on regressioonivalemid veelgi piiratumad, kuna nende puhul ei ole mõned demograafilised tunnused kasutatavad (nt haridustase, kui see on alles omandamisel) (Finch et al., 2011).

### ***Kahjustusele vastupidavate ja mitte vastupidavate testide võrdlus***

Üks võimalus on võrrelda kahjustusele vastupidavaid ja mittevastupidavaid allteste – kui erinevused nende alltestide tulemustes on väga suured, siis võib arvata, et tegu on tagasilangusega. Wechsleri täiskasvanute intelligentsusskaalas (*Wechsler Adult Intelligence Scale*, WAIS) käsitletakse vastupidavate alltestidena tüüpiliselt Sõnavara, Informeerituse, Kujundite moodustamise ja Piltide täiendamise allteste, sest neid peetakse võrreldes teiste alltestidega oluliselt paremini neuroloogilistele ja psühholoogilistele kahjustustele vastupidavaks (Groth-Marnat, 2009). Kahjustustele mitte vastupidavateks alltestideks peetakse Arvumälu, Kodeerimise, Sarnasuste ja Kuubikute allteste (Groth-Marnat, 2009). Kuna seda meetodit kasutades jääb suur osa varieeruvusest seletamata ja olenevalt kahjustuse tüübist, võib see siiski mõjutada ka sooritust vastupidavateks liigitatud alltestides, ei soovitata üldiselt seda täpselt premorbiidse võimekuse hindamiseks kasutada (Bright & van der Linde, 2020).

### ***Lugemisvõime***

Inglisekeelsetes populatsioonides on laialdaselt kasutust leidnud lugemisvõimet hindavad meetodid, mis põhinevad foneetiliselt ebaregulaarsete sõnade lugemisel (Franzen et al., 1997). Nende meetodite efektiivsus põhineb neljal eeldusel: lugemine on üldpopulatsioonis kõrgelt korreleeritud intelligentsuse tasemega; lugemisvõime on vastupidavam dementsusele kui WAIS-i Sõnavara alltest, ebaregulaarsete sõnade lugemine on vastupidavam kognitiivsele langusele kui regulaarsete sõnade lugemine, ja sõnade lugemine näitab varasemaid teadmisi minimeerides nõudmisi käesolevale kognitiivsele võimekusele (Willshire et al., 1991). On leitud, et sellised meetodid annavad reliaabseid hinnanguid vaimse võimekuse keskmises vahemikus, kuid ülehindavad IQ-d väga madalate skooridega isikute puhul ning alahindavad väga kõrgete skooridega isikuid (Bright et al., 2018). Sellise meetodi kasutamine Eestis oleks aga võimatu, kuna eesti keeles ei ole selliseid foneetiliselt ebaregulaarseid sõnu nagu inglise keeles.

### ***Parim sooritus***

Parima soorituse meetod kasutab kõrgemaid skooore testide kogumikus, et hinnata varasemat funktsionaalset taset eeldusel, et kõrgeimad sooritustasemed peale ajukahjustust on suurima tõenäosusega need, mis on säilinud (Schoenberg et al., 2003). Uurimused on näidanud, et parima soorituse meetodit kasutavad premorbiidse võimekuse hinnangud kipuvad teatud

vanusegruppides üleüldist võimekust alahindama ja teistes ülehindama (nt. Schoenberg et al., 2006). Kuna tervetel inimestel on varieeruvus erinevate alltestide skooride vahel võrdlemisi suur, on oht, et ka premorbiidse võimekuse hindamisel annab parima soorituse kasutamine üldise premorbiidse võimekuse kohta ülemäära kõrgeid hinnanguid. (Bright & van der Linde, 2020).

### ***Demograafiliste andmete ja käesoleva testisoorituse kombinatsioon***

Alternatiiv eelnevalt kirjeldatud lähenemistele on regressioonivõrrandid, mis kombineerivad käesolevat testisooritust demograafiliste andmetega. Krull, Scott ja Sherer (1995) arendasid välja võrrandid, millele on antud nimetus Oklahoma Premorbid Intelligence Estimate (OPIE), mis kasutavad WAIS-R (*Wechsler Adult Intelligence Scale-Revised*) (Wechsler, 1981) normvalimi andmeid, et ennustada Sõnalist, Soorituslikku ning Koguskaala IQ-d. Ennustavate muutujatena kasutasid nad vanust, haridustaset, elukutset, rassi, Sõnavara alltesti toorskoori ja Piltide täiendamise alltesti toorskoori. Valemid olid statistiliselt olulised ja täpse ennustusvõimega ilma teistele meetoditele omaste reliaabluse piiranguteta vaimse võimekuse vahemike ning ülehindamise osas. Korrelatsioonid ennustatud Koguskaala IQ, Sõnalise IQ ja Sooritusliku IQ ja vastavate tegelike IQ skooride vahel olid kõrged (vastavalt .86, .87 ja .79).

Vanderploeg ja Schinka (1995) ja Vanderploeg, Schinka ja Axelrod (1996) arendasid välja 11 regressioonivalemit kasutades igat WAIS-R alatesti koos demograafiliste muutujatega, millele anti nimeks BEST-11. Nendest kolm kõige robustsemat said nimetuse BEST-3 – kõige enam variatiivsust WAIS-R-i IQ-skooridest kirjeldasid ära Sõnavara, Informeerituse ja Piltide täiendamise alltestid kombineerituna demograafiliste andmetega. BEST-3 ennustatud IQ-skoorid olid kõrgemas korrelatsioonis reaalsete skooridega kui ainult demograafilisi andmeid kasutava mudeli ennustused ning BEST-3 oli parem ka tervete ja ajukahjustusega isikute eristamises (Vanderploeg et al., 1996).

Schoenberg, Scott, Duff ja Adams (2002) arendasid OPIE valemid välja ka WAIS-III (Wechsler, 1997) normvalimi põhjal, mis ennustasid Koguskaala IQ-d WAIS-III alltestide skooride (Sõnavara, Informeeritus, Maatriksid, Piltide täiendamine) ning demograafiliste muutujate (vanus, haridusaste, rahvus, sugu, riigi piirkond) põhjal. Nad genereerisid viis erinevat regressioonivalemit, mis kasutasid nelja alltesti, kahe alltesti, ühe verbaalse, kahe sooritusliku alltesti ja ühe sooritusliku alltesti algoritme. Valemid olid kõrge statistilise olulisusega ning 4 täpsed WAIS-III normvalimi osalejate koguskaala IQ ennustamises. Kõige kõrgema korrelatsiooniga tegeliku koguskaala IQ skooriga oli nelja alltesti valem (.924) ja kõige madalama korrelatsiooniga Maatriksite alltesti valem (.792).

Sarnaseid valemuid on loodud ka WAIS-i uuemale versioonile WAIS-IV (vt lähemalt Holdnack et al., 2013).

### ***Käesolev uurimistöö***

Käesolevalt kasutatakse Eestis mitmesuguseid võimalusi premorbiidse võimekuse hindamiseks, nt arvestatakse käesolevat sooritusprofiili, tulemusi ajukahjustusele suhteliselt vastupidavates testides, vastuste kvalitatiivseid aspekte, haridustaset ja varasemat toimetulekut elus (Ennok et al., 2014). Eestis ei ole praegu aga reliaabset meetodit premorbiidse võimekuse hindamiseks, kuigi vajadus selle järgi on olemas, kuna üle pooltel neuropsühholoogilistel uuringutel on eesmärgiks muutuse tuvastamine patsiendi seisundis (Randver et al., 2015).

Käesoleva uurimistöö eesmärgiks on eestindatud WAIS-III (Wechsler, 2021) intelligentsuskaala normvalimi põhjal välja arendada regressioonivõrrandid premorbiidse võimekuse hindamiseks kasutades demograafilisi andmeid ja sooritust eraldi alltestides ning hinnata nende WAIS-III FSIQ ennustusvõimet. Regressioonimudelitesse kaasatavad alltestid on Sõnavara (*Vocabulary*, V), Maatriksid (*Matrix Reasoning*, MR), Piltide täiendamine (*Picture Compretion*, PC) ja Informeeritus (*Information*, I), sest on leitud, et need on kõige väiksema tõenäosusega ajukahjustuste poolt mõjutatavad (Donders et al., 2001). V ja I on sõnalise skaalasse kuuluvad alltestid, kuid peegeldavad võrdlemisi hästi ka üldintelligentsust (Kaufman & Lichtenberger, 1999). V alltestis peab defineerima sõnu ja I alltestis vastama faktiteadmiste küsimustele. MR ja PC kuuluvad soorituslikku skaalasse. MR alltest (visuaalsete analoogiaseoste leidmine maatriksites) peegeldab samuti hästi üldintelligentsust ning kitsamalt mitteverbaalset loogilist mõtlemist (Kaufman & Lichtenberger, 1999). PC alltest on visuaalse töötluse hindamiseks (testitav peab leidma piltidelt puuduvaid osi) ja seda peetakse kahjustustele võrdlemisi vastupidavaks, kuigi uuringutes on ka vastuolulisi tulemusi (Kaufman & Lichtenberger, 1999).

Võrdluseks on eesmärk luua ka masinõppemeetodil põhinev mudel selle potentsiaali hindamiseks. Mudelite koostamise põhimõtete eeskujuks olid OPIE-3 mudelid (Schoenberg et al., 2002). Eesmärgiks on luua mitu erineva prediktorite kombinatsiooniga mitmese lineaarse regressiooni mudelit: mudel kuhu lisaks demograafilistele andmetele on kaasatud kõik alltestid (PC, V, MR ja I), kahe alltestiga mudel kuhu on kaasatud V ja MR, sõnaline mudel kuhu on kaasatud ainult sõnalised alltestid V ja I ning soorituslik mudel, kuhu on kaasatud ainult soorituslikud alltestid PC ja MR. Lisaks testida mudeleid, kuhu on kaasatud vaid üks alltest ning nende seast valida parimad. Lähtudes Schoenbergi jt. (2002) tulemustest on töö hüpoteesideks, et kõige parem ennustusvõime on kõigi nelja alltesti mudelil ning kõige nõrgem ühe alltestiga mudelitel. Teiseks hüpoteesiks on Finchi jt. (2011) tulemuste põhjal, et vähemalt

üks katsetatavatest masinõppemeetoditest võimaldab luua täpsema WAIS-III FSIQ ennustava mudeli, kui tavapärane mitmene lineaarne regressioon samade andmetega.

## **Meetod**

### ***Valim***

Uurimistöö aluseks on WAIS-III<sup>EE</sup> (Wechsler, 2021) normatiivsed andmed, mis baseeruvad eesti rahvastikku esindaval standardiseerimisvalimil ( $N = 770$ ). Valim on stratifitseeritud vanuse, soo ja haridusastme järgi ning rühmade osakaalud vastavad rahvastiku osakaaludele Eesti statistikaameti andmete 2014. aasta seisuga. Andmete kogumine viidi läbi aastatel 2012-2017. Täpsemalt on valimi koosseisu ja andmekogumist kirjeldatud WAIS-III<sup>EE</sup> läbiviimise ja skoorimise juhendis (Wechsler, 2021).

### ***Mõõtevahend***

Andmed koguti WAIS-III<sup>EE</sup> intelligentsusskaalaga (Wechsler, 2021). Uuendatud Eesti normid võimaldavad leida kõiki originaaltestis loodud IQ-skoore: Koguskaala IQ (Full Scale IQ, FSIQ), Sõnaline IQ (Verbal IQ, VIQ) ja Soorituslik IQ (Performance IQ, PIQ). Lisaks on võimalik välja arvutada ka neli indeksskoori: Sõnalise taibukuse indeks (Verbal Comprehension Index, VCI), Tajupõhise töötuse indeks (Perceptual Organization Index, POI), Töömälu indeks (Working Memory Index, WMI) ja Töötluskiiruse indeks (Processing Speed Index, PSI). Lisavõimalusena on välja pakutud ka Üldise võimekuse indeks (General Ability Index, GAI) ja Töötlusvilumuse indeks (Cognitive Proficiency Index, CPI), mida saab samuti WAIS-III<sup>EE</sup> läbiviimisel välja arvutada. Täpsem testi kirjeldus, sh reliaablus- ja valiidsusuuringute tulemused on välja toodud WAIS-III<sup>EE</sup> läbiviimise ja skoorimise juhendis (Wechsler, 2021).

### ***Statistiline analüüs***

Mõningate puuduvate andmete tõttu välistati analüüsist 4 isiku andmed. Allesjäänud valim ( $N = 766$ ) jagati kaheks osaks suhtega 80/20 ja neist suuremat kasutati, et luua IQ ennustavaid regressioonimudeleid mitmese lineaarse regressiooni ja masinõppemeetodite abil, milles alltestide toorskoorid ja demograafilised andmed on WAIS-III FSIQ skooride prediktoriteks. Teist gruppi kasutati valideerimisvalimina loodud mudelite üldistusvõime hindamiseks. Oluliste gruppidevaheliste erinevuste hindamiseks FSIQ, VCI, POI, PSI, WMI, PIQ, VIQ, GAI skoorides ja vanuses viidi läbi ühefaktorilise ANOVA analüüsid. Kategoriaalsetel muutujatel (haridus, sugu) viidi läbi hii-ruut testid. Regressioonimudelitesse kaasatud demograafilised andmed olid vanus (aastates), sugu (1 = mees, 2 = naine) ja haridus (1 = alg, 2 = põhi, 3 = kesk, 4 = kutse, 5 = kõrg). Esialgu loodi oluliste prediktorite välja



selgitamiseks mudelid koos kõigi demograafiliste muutujatega ning seejärel lõplikud mudelid, kus muutujad, mis ei panustanud statistiliselt oluliselt kõrvaldati. Regressioonivalemite loomiseks ja statistiliste analüüside läbi viimiseks kasutati Pythoni teeki statsmodels (Seabold & Perktold, 2010) ja SciPy (Virtanen et al., 2020).

Võrdluseks loodi ka masinõppemeetodit kasutav mudel. Selleks võrreldi esmalt Pythoni teegi scikit-learn (Pedregosa et al., 2011) erinevaid regressioonialgoritme, et neist sobivaim välja selgitada. Algoritmid, mida võrreldi olid lineaarne regressioon, Lasso regulariseeritud regressioon, gradiendiga võimendatud regressioonipuud, K-lähima naabri regressioon, tugivektor-masina regressioon, mitmekihiline pertseptron regressioon (vt selgitusi Hastie et al., 2009).

Kõikide hüperparameetreid häälestati GridSearchCV algoritmi abil. Algoritmide võrdlemiseks kasutati 5-Fold ristvalideerimist, mis jagab treeningvalimi viieks osaks ning kasutab igat osa valideerimisvalimina teiste osade peal treenitud mudelitele ning annab viie treenitud mudeli keskmise determinatsioonikordaja ning standardhälbe. Seda tehti kaasates kõik alltestide toorskooride võimalikud kombinatsioonid koos kõigi võimalike demograafiliste andmete kombinatsioonidega. Seejärel treeniti valituks saanud algoritmiga ja andmete kombinatsiooniga mudel kasutades terve treeningvalimi andmeid ning testiti eelnevalt kõrvale pandud valideerimisvalimil FSIQ ennustamist.

## Tulemused

### Valimi kirjeldus

Gruppidevaheliste erinevuste analüüsid on näidatud Tabelites 1 ja 2. Statistiliselt oluline erinevus gruppide vahel ilmnis ainult PSI skooris. FSIQ skoorides, teistes koondskoorides, vanuses, soos ja hariduses olulisi erinevusi ei olnud.

Tabel 1

Hii-ruut testi tulemus hariduse ja soo muutujatele (N = 766).

Muutuja	Grupp 1 N (protsent)	Grupp 2 N (protsent)	$\chi^2$	
			df	p
Haridus			(4) = 4.315	.365
Alg	27 (4.8)	8 (5.2)		
Põhi	143 (25.2)	39 (25.3)		
Kesk	138 (24.3)	28 (18.2)		
Kutse	138 (24.3)	48 (31.1)		
Kõrg	121 (21.3)	31 (20.1)		
Sugu			(1) = 2.467	.116
Mees	280 (45.8)	59 (38.3)		
Naine	332 (54.2)	95 (61.69)		

Märkus. Grupp 1 = treeningvalim, Grupp 2 = valideerimisvalim.

Tabel 2

Ühefaktorilise ANOVA tulemused FSIQ, VIQ, PIQ, VCI, POI, WMI, PSI, GAI, CPI ja Vanuse muutujatele (N = 766).

Muutuja	Grupp 1 (N = 612)		Grupp 2 (N = 154)		df	F	p
	Keskmine	SD	Keskmine	SD			
FSIQ	99.53	14.53	101.46	15.92	1, 764	2.077	.150
VIQ	99.71	14.76	101.34	15.55	1, 764	1.469	.226
PIQ	99.72	14.68	101.36	15.94	1, 764	1.487	.223
VCI	99.70	14.85	101.38	15.38	1, 764	1.555	.213
POI	99.64	14.26	101.20	16.54	1, 764	1.376	.241
WMI*	99.75	14.48	101.53	16.50	1, 762	1.744	.187
PSI	99.51	14.97	102.30	14.44	1, 764	4.341	.038
GAI	99.63	14.50	101.54	16.68	1, 764	1.991	.159
CPI	99.60	14.44	102.14	15.53	1, 764	3.708	.055
Vanus (aastates)	44.99	21.24	45.35	22.83	1, 764	0.035	.852

Märkus. \*Grupp 1 N = 611, Grupp 2 N = 153; FSIQ = Koguskaala IQ, VIQ = Sõnaline IQ, PIQ = Soorituslik IQ, VCI = Sõnalise taibukuse indeks, POI = Tajupõhise töötluse indeks, WMI = Töömälu indeks, PSI = Töötluskiiruse indeks, GAI = Üldise võimekuse indeks, CPI = Töötlusvilumuse indeks.

***Lineaarne regressioon***

Mitmese regressiooni mudelite tulemused WAIS-III FSIQ ennustamises on Tabelites 3 ja 4. Kui võrrandisse kaasati kõigi nelja alltesti toorskoorid, siis demograafilistest andmetest jäi statistiliselt oluliseks FSIQ prediktoriks ainult vanus. Haridus ( $p = .257$ ) ja sugu ( $p = .169$ ) jäid seega nelja alltesti mudelist välja. Nelja alltestiga mudel seletas märkimisväärse hulga FSIQ varieeruvusest,  $R^2 = .818$ ,  $F(5, 606) = 544.9$ ,  $p < .001$ . Ka kahe alltestiga mudelis (V+MR) oli vanus oluline prediktor, kuid haridus ( $p = .326$ ) ja sugu ( $p = .057$ ) mitte. Kahe alltestiga mudel seletas samuti olulise osa FSIQ varieeruvusest,  $R^2 = .736$ ,  $F(3, 608) = 563.9$ ,  $p < .001$ .

Sõnalises mudelis ei olnud statistiliselt oluliseks FSIQ prediktoriks ükski demograafiline näitaja. V ja I alltestid aga seletasid olulise osa FSIQ varieeruvusest,  $R^2 = .712$ ,  $F(2, 609) = 741.0$ ,  $p < .001$ . Ühe sõnalise alltestiga mudelitest oli parem seletusvõime V alltestiga mudelil, milles jäid olulisteks FSIQ prediktoriteks sugu ja haridus, kuid vanus ( $p = .603$ ) mitte. V, soo ja hariduse mudel on kõrge statistilise olulisusega ja hea FSIQ seletusvõimega,  $R^2 = .613$ ,  $F(3, 608) = 320.4$ ,  $p < .001$ .

Soorituslikus mudelis jäid olulisteks FSIQ prediktoriteks vanus ja haridus, kuid mitte sugu ( $p = .939$ ). PC ja MR alltestidega ning vanuse ja haridusega mudel seletas samuti olulise osa FSIQ varieeruvusest,  $R^2 = .614$ ,  $F(4, 607) = 241.8$ ,  $p < .001$ . Tehti ka analüüsid ühe sooritusliku alltestiga FSIQ ennustavate mudelitega ning neist paremaks osutus MR mudel. MR mudelis jäid olulisteks FSIQ prediktoriteks vanus ja haridus, aga mitte sugu ( $p = .730$ ) ning mudel seletas vaatamata ainult ühe alltesti kasutamisest võrdlemisi suure osa FSIQ varieeruvusest,  $R^2 = .547$ ,  $F(3, 608) = 245.0$ ,  $p < .001$ .

Tabel 3

Mittme alltestiga mudelite mitmese regressiooni kokkuvõtted (N = 612).

Muutuja	4 alltesti <sup>1</sup>			V+MR <sup>2</sup>			V+I <sup>3</sup>			PC+MR <sup>4</sup>		
	B	$\beta$	t	p	B	$\beta$	t	p	B	$\beta$	t	p
Konst.	28.167				33.000				49.774	31.366		
Vanus	.186	.272	11.869	<.001	.194	.284	10.567	<.001		.285	.417	<.001
Sugu												
Haridus												
PC	.688	.081	8.446	<.001						2.032	.163	<.001
V	.510	.038	13.383	<.001	.856	.557	22.757	<.001	.732	.477	16.124	<.001
MR	.906	.067	13.474	<.001	1.300	.526	17.379	<.001		1.188	.337	<.001
I	.814	.062	13.047	<.001					1.581	.640	.640	<.001
									1.134	.445	15.049	<.001

*Märkus.* Vt valemeid Lisast A, <sup>1</sup> $R^2 = .818$ , korregeeritud  $R^2 =$  Hinnangu standardviga (SEE) = 6.203, <sup>2</sup> $R^2 = .736$ , korregeeritud  $R^2 = .734$ , Hinnangu standardviga (SEE) = 7.477, <sup>3</sup> $R^2 = .712$ , korregeeritud  $R^2 = .711$ , Hinnangu standardviga (SEE) = 7.811, <sup>4</sup> $R^2 = .614$ , korregeeritud

Tabel 4

Ühe alltestiga mudelite mitmese lineaarse regressiooni kokkuvõtted (N = 612).

Muutuja	MR <sup>1</sup>				V <sup>2</sup>			
	B	$\beta$	t	p	B	$\beta$	t	p
Konst.	47.030				51.455			
Vanus	.238	.347	9.483	<.001				
Sugu					-2.254	-.077	-3.040	.002
Haridus	2.612	.210	7.092	<.001	0.796	.064	2.273	.023
PC								
V					1.158	.754	26.953	<.001
MR	.088	.802	22.406	<.001				
I								

*Märkus.* Vt valemeid Lisast A <sup>1</sup> $R^2 = .547$  korregeeritud  $R^2 = .545$  Hinnangu standardviga (SEE) = 9.784, <sup>2</sup> $R^2 = .613$ , korregeeritud  $R^2 = .611$ , Hinnangu standardviga (SEE) = 9.052

**Mudelite ennustusvõime hindamine**

Saadud mudeleid kasutati, et valideerimisvalimil FSIQ skooride ennustada. Saadud FSIQ skooride kirjeldav statistika on näha Tabelis 5. Ennustatud FSIQ skooride ja tegelike valideerimisvalimi FSIQ skooride keskmiste erinevuste analüüsimiseks viidi läbi t-testid ning ühegi mudeli puhul ei esinenud olulist erinevust,  $p > 0.05$ . Korrelatsioonid ennustatud ja tegelike FSIQ skooride vahel olid statistiliselt olulised ( $p < .001$ ) ja on näidatud Tabelis 6. Nelja alltesti mudeli ja V+MR mudeli ennustatud FSIQ skoorid korreleerusid kõige kõrgemalt tegelike skooridega (vastavalt  $r = .795$  ja  $r = .731$ ).

Tabel 5

Ennustatud WAIS-III FSIQ skooride kirjeldav statistika (N=154).

Mudel	Tegeliku IQ keskmine (SD)	Ennustatud IQ keskmine (SD)	Min ennustatud FSIQ	Max ennustatud FSIQ
4 alltesti	101.46 (15.92)	99.67 (13.53)	53.13	122.54
V+MR	101.46 (15.92)	99.60 (12.80)	50.82	121.83
V+I	101.46 (15.92)	100.02 (11.93)	59.03	122.43
PC+MR	101.46 (15.92)	99.12 (11.02)	66.52	121.40
MR	101.46 (15.92)	92.56 (11.42)	66.91	120.14
V	101.46 (15.92)	100.25 (10.58)	57.80	121.49

Tabel 6

Korrelatsioonid kõikide regressioonialgoritmide ennustatud FSIQ skooride ja tegelike WAIS-III FSIQ, VIQ, VCI, POI, WMI, PSI, GAI ja CPI skooride vahel valideerimisvalimis (N = 154).

Muutuja	Tegelikud IQ skoorid								
	FSIQ	VIQ	PIQ	VCI	POI	WMI	PSI	GAI	CPI
4 alltesti	.900	.855	.831	.867	.832	.618	.480	.921	.634
V+MR	.865	.824	.797	.826	.794	.610	.482	.876	.625
V+I	.842	.881	.679	.925	.660	.571	.434	.858	.588
PC+MR	.782	.642	.845	.616	.861	.538	.453	.803	.558
MR	.774	.665	.811	.622	.810	.560	.472	.776	.585
V	.772	.816	.615	.860	.604	.509	.388	.791	.520
FSIQ (tegelik)	1.0	.947	.915	.880	.887	.773	.594	.965	.805

Märkus. Kõik korrelatsioonid olid olulised ( $p < .001$ ).

***Individuaalsete ennustuste analüüs***

Mudelite ennustava täpsuse uurimiseks hinnati ka individuaalseid ennustusi. Nelja alltesti mudeli ennustatud FSIQ skooridest jäi ühe hinnangu standardvea piiresse 63% (67.5% kasutades V+MR alltestide mudelit). 91.6% (92.2% kasutades V+MR mudelit) jäid 95% usaldusvahemikku ehk  $\pm 1.96$  hinnangu standardvea piirese. Sarnased jaotused olid ka kõigi teiste mudelite poolt ennustatud FSIQ skooridel. Tabelis 7 on toodud protsendid ennustatud FSIQ skooridest, mis jäid  $\pm 5$  punkti,  $\pm 10$  punkti piiresse tegelikust skoorist ja ka sama kirjeldava IQ kategooriasse tegeliku skooriga. Üldiselt tegi nelja alltesti mudel kõige vähem vigu ja kõige rohkem ennustusi, mis jäid  $\pm 5$  ja  $\pm 10$  punkti piiresse tegelikust skoorist. Kui hinnata kategooriatesse klassifitseerimist, siis ükski mudel peale sooritusliku mudeli ja MR mudeli ei klassifitseerinud ühtegi isikut tegelikust kaugemale kui kaks kategooriat. Soorituslik mudel eksis kolme kategooria võrra ühel korral ja MR mudel ühel. Kõige rohkem probleeme oli kõrge FSIQ skooriga ( $\text{FSIQ} \geq 120$ ) isikute klassifitseerimises ja ükski mudel ei klassifitseerinud õigesti ühtegi isikut väga kõrge IQ ( $\text{FSIQ} \geq 129$ ) kategoorias. Tabelis 8 on näidatud protsendid ennustatud FSIQ skooridest, mis olid  $\pm 5$  ja  $\pm 10$  punkti piires tegelikust kirjeldavate IQ kategooriate lõikes. Üle võimekuse tasemete oli üldiselt kõige parem klassifitseerimisvõime nelja alltesti mudelil. Kõige nõrgem klassifitseerimisvõime oli ühe alltesti mudelitel. V mudel ei klassifitseerinud  $\pm 5$  punkti piires õigesti ühtegi isikut õigesti ka äärmiselt madala IQ kategoorias ja MR mudel ei klassifitseerinud  $\pm 5$  punkti piires õigesti ühtegi osalejat kõrge IQ kategoorias lisaks väga kõrgele, milles ei klassifitseerinud ükski lineaarne mudel ühtegi isikut  $\pm 5$  punkti piires õigesti

Tabel 7

Ennustatud ja tegelike WAIS-III FSIQ skooride vaheliste erinevuste kirjeldav statistika (N = 154).

Mudel	Keskmine erinevus <sup>1</sup>	SD	% ±5 punkti piires	% ±10 punkti piires	% samas kategoorias <sup>2</sup>	% ±1 kategooria piires	Min	Max
4 alltesti	-1.794	6.974	53.9	85.7	65.6	94.2	-22.68	15.69
V+MR	-1.862	8.047	48.7	78.6	60.4	92.9	-24.72	16.12
V+I	-1.437	8.705	37.0	79.2	58.4	94.2	-23.38	21.81
PC+MR	-2.337	9.925	39.0	71.43	48.1	89.6	-31.49	16.89
MR	-2.901	10.960	34.4	68.2	48.7	89.6	-30.96	19.88
V	-1.209	10.258	34.4	67.5	51.3	90.9	-27.95	19.67

*Märkus.* <sup>1</sup>Erinevus = ennustatud – tegelik FSIQ; <sup>2</sup>Kategooria = Kirjeldav IQ kategooria (<69 = äärmiselt madal, 70–79 = piiripealne, 80–89 = keskmisest madalam, 90–109 keskmine, 110–119 = keskmisest kõrgem, 120–129 = kõrge, >129 = väga kõrge).

Tabel 8

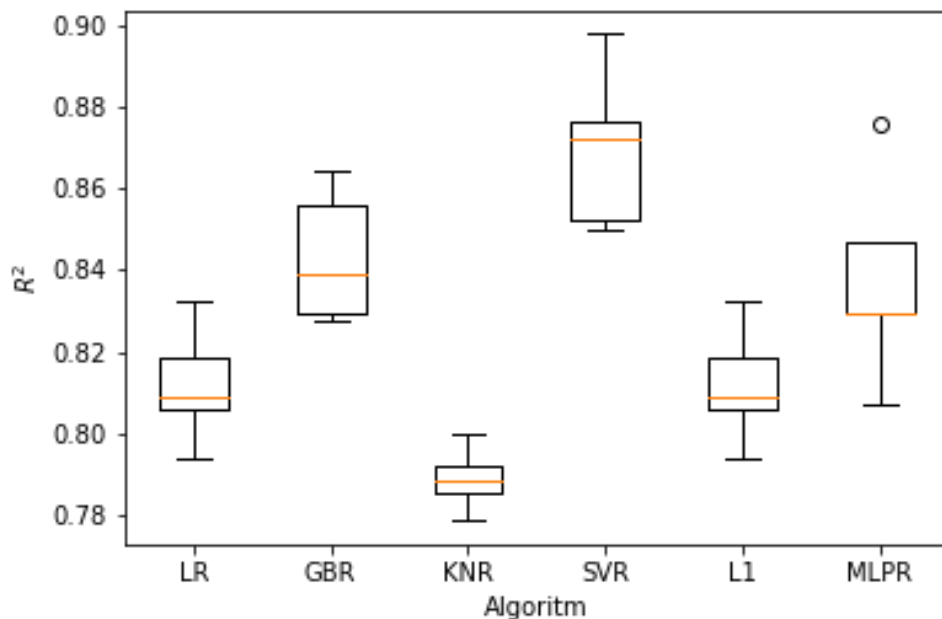
Ennustatud WAIS-III FSIQ skooride täpsus kirjeldavate IQ kategooriate lõikes (N = 154).

Mudel	Kirjeldav IQ kategooria						
	Äärmiselt madal % ±5 (% ±10)	Piiripealne % ±5 (% ±10)	Keskmisest madalam % ±5 (% ±10)	Keskmine % ±5 (% ±10)	Keskmisest kõrgem % ±5 (% ±10)	Kõrge % ±5 (% ±10)	Väga kõrge % ±5 (% ±10)
4 alltesti	75.0 (75.0)	66.7 (100.0)	61.9 (90.5)	54.8 (90.4)	66.7 (95.8)	23.1 (61.5)	0.0 (14.3)
V+MR	50.0 (50.0)	83.3 (91.7)	52.4 (85.7)	53.4 (89.0)	41.7 (79.2)	23.1 (38.5)	0.0 (14.3)
V+I	50.0 (100.0)	33.3 (83.3)	38.1 (81.0)	37.0 (86.3)	58.3 (87.4)	15.4 (46.2)	0.0 (14.3)
PC+MR	75.0 (100.0)	58.3 (83.3)	28.5 (61.9)	43.8 (82.2)	45.8 (75.0)	7.7 (38.5)	0.0 (0.0)
MR	50.0 (100.0)	41.7 (83.3)	28.6 (52.4)	43.8 (80.8)	33.3 (66.6)	0.0 (38.5)	0.0 (0.0)
V	0.0 (75.0)	8.3 (75.0)	33.3 (57.1)	45.2 (80.8)	45.8 (66.7)	7.7 (30.8)	0.0 (14.3)
SVR	100.0 (100.0)	83.3 (100.0)	66.6 (95.2)	60.3 (94.5)	62.5 (95.8)	61.5 (69.2)	14.3 (42.9)

*Märkus.* SVR = Tugivektor-masina mudel nelja alltestiga ja vanusega.

### Masinõppemudel

Masinõppealgoritmidest oli kõige parem hajuvuse kirjeldusvõime 5-fold ristvalideerimises tugivektor-masina regressioonil (hüperparameetritega  $C=3$ ,  $\text{coef0}=10$ ,  $\text{kernel}=\text{'poly'}$ ) kõigi nelja alltesti toorskooridega ja demograafilistest andmetest ainult vanusega, keskmine  $R^2 = .870$  ( $SD = .018$ ). 5-fold ristvalideerimise tulemuste võrdlus teiste algoritmidega samadel andmetel on näha joonisel 1.



Joonis 1. 5-fold ristvalideerimise tulemused ( $N = 612$ ).

*Märkus.* LR = Lineaarne regressioon, GBR = Griadiendiga võimendatud regressioonipuud, KNR = K-lähima naabri regressioon, SVR = Tugivektor-masina regressioon, L1 = Lasso regulariseeritud regressioon, MLPR = mitmekihiline perceptron regressioon.

Seda mudelit kasutati valideerimisvalimil FSIQ skooride ennustamiseks. Saadud skooride keskmine oli 100.39 ( $SD = 14.86$ ), mis ei ole tegelike skooride keskmisest oluliselt erinev,  $p = .543$ . Mudeli keskmine absoluutviga oli 4.55. Hinnangulise ja tegeliku FSIQ vahel oli statistiliselt oluline kõrge positiivne korrelatsioon,  $r(152) = .931$ ,  $p < .001$ .

Tegelikust FSIQ skoorist  $\pm 5$  punkti piiresse jäi 62.3% ennustatud FSIQ skooride ning  $\pm 10$  punkti piiresse 90.9%. Tegelikuga samasse kirjeldavas IQ kategooriasse jäi 66.2% ennustatud FSIQ skooridest ja  $\pm 1$  kategooria piiresse jäi 98.1%. Rohkem kui kahe kategooria võrra ei eksinud mudel kordagi. Probleemne oli mudeli ennustusvõime väga kõrge IQ kategoorias ( $\text{FSIQ} \geq 129$ ), kus mudel ei klassifitseerinud ühtegi isikut õigesse kategooriasse. Tabelis 8 on toodud võrdluses lineaarse regressiooni mudelitega protsendid SVR mudeli ennustatud FSIQ skooridest, mis jäid  $\pm 5$  ja  $\pm 10$  punkti piiresse kirjeldavate IQ kategooriate lõikes.



### Arutelu

Käesolev uurimus esitab WAIS-III<sup>EE</sup> eesti rahvastiku esindaval standardiseerimisvalimil põhinevate normatiivsete andmete alusel loodud regressioonivalemeid, mis kombineerivad sooritusi WAIS-III alltestides ja demograafilisi muutujaid WAIS-III FSIQ skooride hindamiseks.

Üldiselt andsid kõik testitud mudelid võrdlemisi täpseid hinnanguid. Ootuspäraselt kõige paremini ennustas FSIQ-d mudel, kuhu oli kaasatud kõik neli alltesti ja vanus. See mudel kirjeldas kõige suurema osa FSIQ variatiivsusest ( $R^2 = .82$ ) ning mudeli ennustatud FSIQ oli kõige kõrgemalt korreleeritud ka tegeliku IQ ( $r = .90$ ). Samuti oli nelja alltesti mudelil kõige parem klassifitseerimisvõime, nt muuhulgas jäid mudeli poolt ennustatud FSIQ-d 65.6% juhtudes tegeliku FSIQ-ga samasse kategooriasse. Samas olid ka kahte alltesti kaasanud mudelite (V+MR, V+I ja PC+MR) näitajad võrdlemisi head nii seletusvõime kui ka klassifitseerimisvõime osas. Ühte alltesti kaasavad regressioonmudelid (MR ja V mudelid) olid kõige madalama kirjeldusvõimega ja neid kasutades võib teha ka rohkem klassifitseerimisvigu, mistõttu võiks neid kliinilises praktikas kasutada ettevaatusega. Esimene hüpotees sai seega kinnitust.

Kuigi mudelid andsid üldiselt täpseid hinnanguid, on erandiks kõrge ja väga kõrge IQ kategooriad, kus ennustuste täpsus oli märkimisväärselt madalam. Mudelite puudulikkus kõrgemate skooride osas on näha ka ennustatud FSIQ skooride ulatuses. Kogu valimi miinimum FSIQ skoor oli 52 ja maksimum 148, kuid ükski ennustatud skoor ei küündinud kõrgemale kui 123. Need tulemused on ootuspärased ja regressioonil põhinevate mudelite sageli kirjeldatud puudus (Veiel & Koopman, 2001).

Saadud mudelite sooritus on võrreldav analoogsete OPIE-3 mudelitega (Schoenberg et al., 2002). Nende mudelite kirjeldusvõimed olid mõnevõrra kõrgemad (nelja alltesti mudeli  $R^2 = .86$ , V+MR mudeli  $R^2 = .81$ ), kuid jäid üldjuhul sarnasesse suurusjärku. Kõige enam erines MR mudeli kirjeldusvõime (OPIE-3 puhul  $R^2 = .65$ , käesoleva uurimuse MR mudeli  $R^2 = .55$ ). Peamine erinevus Schoenberg et al. (2002) uurimusega oli see, et käesolevas töös olid demograafilised muutujad võrdlemisi nõrgemad prediktorid ja polnud igas mudelis olulised. USA valimil loodud OPIE-3 mudelites (Schoenberg et al., 2002) olid demograafilised andmed järjekindlamalt olulised prediktorid. Näiteks haridus oli statistiliselt oluline igas testitud mudelis, kuid käesolevas töös oli haridus oluline vaid soorituslikus mudelis ja üht alltesti kaasanud mudelites (nii MR kui V puhul). Võimalik, et need erinevused võivad olla tingitud valimi koosseisude erinevustest, nt USA normvalimis on 1201 isikut, seega võib see valim olla heterogeensem. Schoenmber et al. (2002) kasutasid oma võrrandites ka rahvust ja elukoha

piirkonda, mis olid samuti mitmetes mudelites statistiliselt olulised prediktorid. Eesti kontekstis neid andmeid ei kogutud ja võib oletada, et need ei oleks olnud ka olulised prediktorid FSIQ ennustamisel. Eesti normvalimisse kaasati ainult inimesed, kelle esmane keel (mida ta kõige paremini oskab ja kõige rohkem kasutab) on eesti keel, mis ilmselt vähendas valimi rahvuslikest ja piirkondlikest erinevustest tulenevat heterogeensust. Üks puudus, mida tasub mainida on, et antud andmestikus ei sisaldunud tööalase staatuse andmeid ja ei eristatud ka kitsamaid kõrghariduse astmeid (rakenduskõrgharidus, bakalaureuse-, magistri-, doktorikraad). On võimalik, et esineb patsiente, kelle tööalane staatus ja haridustase ei ole positiivses seoses. Selliste juhtude puhul võib tööalaste andmete puudumine mudeli hinnangute õigsust negatiivselt mõjutada.

Võrdluseks loodi käesoleva uurimistöö raames ka tugivektor-masina regressioonimudel (SVR), mis kasutas kõiki nelja alltesti toorskoore ning vanust, et ennustada FSIQ skoori ning selle mudeli sooritus oli märkimisväärselt tugevam samade andmetega tavapärase regressioonivalemi omast. Selle determinatsioonikoefitsient oli kõrgem nii treeningvalimil ( $R^2 = .870$ ) kui ka valideerimisvalemil ( $R^2 = .861$ ) ning ületas isegi Schoenbergi ja teiste (2002) loodud analoogse algoritmi OPIE-3 (4ST) seletusvõimet (treeningvalimil  $R^2 = .862$ , valideerimisvalemil  $R^2 = .854$ ). Ka ennustatud FSIQ skoorid on üldiselt täpsemad kui samade andmetega regressioonivalemil. Ka teine hüpotees leidis kinnitust. Sarnaseid tulemusi on saanud varem Finch et al. (2011), kes uurisid samuti alternatiivseid meetodeid regressioonivalemitele, et ennustada laste vaimset võimekust. Nad kasutasid küll käesolevast uuringust erinevaid mittelineaarseid meetodeid ning tegid ennustusi laste võimekuse osas, kuid järeldasid, et üldlevinud lineaarne regressioonimudel ei pruugi alati olla optimaalseim lahendus ja premorbiidsele võimekusele hinnangute andmiseks võiks kaaluda ka muid võimalusi (vt täpsemalt kasutatud meetodeid Finch et al., 2011).

Praktiliselt rakendatava lahenduse loomine masinõppemudelite kasutamiseks vajab aga edasist arendamist ja jääb selle uurimistöö ulatusest välja, seega piirduti ainult ühe mudeli võrdluseks loomisega ning töö keskendus koheselt praktiliselt kasutatavate valemite loomisele. Saadud tulemused aga viitavad sellele, et SVR algoritmiga masinõppemudelite kasutamine FSIQ skooride hindamiseks on paljulubav ning väärib edasist uurimist ja arendust.

Premorbiidse võimekuse hindamiseks loodud valimid kliinilises töös kasutamiseks on välja toodud Lisas A. Igapäevases kliinilises praktikas võib olla kasulik premorbiidse intelligentsuse hindamise valemi valimiseks arvestada patsiendi käesoleva seisundi ja kahjustuse iseloomuga. Erinevatesse aju osadesse lokaliseeritud kahjustused võivad erinevalt mõjutada erinevaid vaimse võimekuse aspekte (Gläscher et al., 2009). Seepärast võib olla

teatud juhtudel mõistlik kasutada mudelit, mis sisaldab allteste, mis mõõdavad konkreetse kahjustuse puhul tõenäolisemalt paremini säilinud võimeid (Schoenberg et al., 2002). Kui on ootuspärane, et paremini on säilinud sõnalise võimekusega seotud ajupiirkonnad, siis võib paremaid tulemusi anda sõnalistel alltestidel põhinev mudel – nt käesolevas uurimistöös V ja I allteste kaasavad mudelid. Kui on kahjustunud aga ajupiirkonnad, mida seostatakse rohkem mittesõnalise töötlusega, siis võivad olla täpsemad soorituslikel alltestidel põhinevad mudelid – nt käesolevas uurimistöös PC ja MR allteste kaasavad mudelid.

Loodud valemeid pole aga kliinilistel gruppidel testitud ning see vajab kindlasti edasist empiirilist uurimist. Kuigi parimaid tulemusi andis nelja alltestiga mudel, võib kliinilises kontekstis nelja alltesti kaasamine mudeli kasutust piirata nagu järeldasid ka Schoenberg jt (2003). Seda eriti kui kahtlustatakse dementsust, mille puhul on näidatud, et langevad ka nende alltestide sooritused, mida tavaliselt peetakse kahjustustele vastupidavateks (Larrabee et al., 1985). Ka WAIS-III<sup>EE</sup> valiidsusuuringus Alzheimeri tõvega patsientidel ilmnasid statistiliselt olulised erinevused võrreldes tervete kontrollgrupiga muude alltestide lõikes ka V, I, PC ja MR alltestides (Anni, 2014). Schoenberg jt (2003) leidsid OPIE valemeid kliinilisel grupil testides, et nelja alltesti mudel võib ennustada kõige paremini käesolevat FSIQ-d, aga mitte nii hästi premorbiidset FSIQ-d. Nad soovivad kasutada pigem kahe alltesti (V+MR) või ühe alltesti (V või MR) valemeid kliinilisel populatsioonil (eriti üldise difuusse ajukahjustuse puhul) (Schoenberg et al., 2003). Lõpetuseks peab rõhutama, et 100% täpsusega premorbiidset võimekust ennustada on võimatu. Premorbiidse võimekuse ennustamise eesmärk on leida mõistlik hinnang inimese võimalikule varasemale funktsioneerimisele (Holdnack et al., 2013)

Kokkuvõtteks leiti käesoleva uurimistöö tulemusena premorbiidse võimekuse hindamiseks sobivad mudelid WAIS-III<sup>EE</sup> normvalimi põhjal. Lisaks tehti esialgsed katsetused ka alternatiivsete masinõppemeetodite uurimiseks, mis andsid paljulubavaid tulemusi ning mida tasub kindlasti tulevikus edasi uurida. Praktilise väljundina kuulub uurimistöö juurde ka premorbiidse võimekuse hindamise tööleht (Lisa A), mida on võimalik kasutada kliinilises töös hinnangute täpsustamiseks.

**Kasutatud kirjandus**

- Anni, K. (2014). *WAIS-III valiidsus Alzheimeri tõve diagnoosiga patsientide hindamisel* [Thesis, Tartu Ülikool]. <https://dspace.ut.ee/handle/10062/43469>
- Barona, A., Reynolds, C. R., & Chastain, R. (1984). A demographically based index of premorbid intelligence for the WAIS—R. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 52(5), 885–887. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.52.5.885>
- Bright, P., Hale, E., Gooch, V. J., Myhill, T., & Linde, I. van der. (2018). The National Adult Reading Test: Restandardisation against the Wechsler Adult Intelligence Scale—Fourth edition. *Neuropsychological Rehabilitation*, 28(6), 1019–1027. <https://doi.org/10.1080/09602011.2016.1231121>
- Bright, P., & van der Linde, I. (2020). Comparison of methods for estimating premorbid intelligence. *Neuropsychological Rehabilitation*, 30(1), 1–14. <https://doi.org/10.1080/09602011.2018.1445650>
- Crawford, J. R., & Allan, K. M. (1997). estimating premorbid WAIS-R IQ with demographic variables: Regression equations derived from a UK sample. *The Clinical Neuropsychologist*, 11(2), 192–197. <https://doi.org/10.1080/13854049708407050>
- Crawford, J. R., Millar, J., & Milne, A. B. (2001). Estimating premorbid IQ from demographic variables: A comparison of a regression equation vs. clinical judgement. *British Journal of Clinical Psychology*, 40(1), 97–105. <https://doi.org/10.1348/014466501163517>
- Crawford, J. R., Nelson, H. E., Blackmore, L., Cochrane, R. H. B., & Allan, K. M. (1990). Estimating premorbid intelligence by combining the NART and demographic variables: An examination of the NART standardisation sample and supplementary equations. *Personality and Individual Differences*, 11(11), 1153–1157. [https://doi.org/10.1016/0191-8869\(90\)90028-P](https://doi.org/10.1016/0191-8869(90)90028-P)

- Donders, J., Tulsky, D. S., & Zhu, J. (2001). Criterion validity of new WAIS–III subtest scores after traumatic brain injury. *Journal of the International Neuropsychological Society*, 7(7), 892–898. <https://doi.org/10.1017/S1355617701777132>
- Ennok, M., Vahter, L., Epler, K., Männamaa, M., Kõöts-Ausmees, L., Mägi, J., & Linnamägi, Ü. (2014). Kognitiivse seisundi hindamine neuropsühholoogias. *Eesti Arst*, 93(5), 276–280.
- Finch, W. H., Chang, M., Davis, A. S., Holden, J. E., Rothlisberg, B. A., & McIntosh, D. E. (2011). The prediction of intelligence in preschool children using alternative models to regression. *Behavior Research Methods*, 43(4), 942–952. <https://doi.org/10.3758/s13428-011-0102-z>
- Franzen, M. D., Burgess, E. J., & Smith-Seemiller, L. (1997). Methods of Estimating Premorbid Functioning. *Archives of Clinical Neuropsychology*, 12(8), 711–738. <https://doi.org/10.1093/arclin/12.8.711>
- Groth-Marnat, G. (2009). *Handbook of Psychological Assessment*. John Wiley & Sons.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H., & Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (Kd 2). Springer.
- Holdnack, J. A., Schoenberg, M. R., Lange, R. T., & Iverson, G. L. (2013). Predicting Premorbid Ability for WAIS–IV, WMS–IV and WASI–II. *WAIS-IV, WMS-IV, and ACS* (lk 217–278). Elsevier.
- Kaufman, A. S., & Lichtenberger, E. O. (1999). *Essentials of WAIS-III assessment*. John Wiley & Sons Inc.
- Krull, K. R., Scott, J. G., & Sherer, M. (1995). Estimation of premorbid intelligence from combined performance and demographic variables. *The Clinical Neuropsychologist*, 9(1), 83–88. <https://doi.org/10.1080/13854049508402063>

- Larrabee, G. J., Lengen, J. W., & Levin, H. S. (1985). Sensitivity of age-decline resistant (“Hold”) WAIS subtests to Alzheimer’s disease. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, 7(5), 497–504. <https://doi.org/10.1080/01688638508401281>
- Lezak, P. of N. P. and N. M. D., Lezak, M. D., Howieson, A. P. of N. and P. D. B., Howieson, D. B., Loring, P. of N. D. W., Loring, D. W., & Fischer, J. S. (2004). *Neuropsychological Assessment*. Oxford University Press.
- Nelson, H. (1982). National Adult Reading Test (NART) for the Assessment of Premorbid Intelligence in Patients with Dementia: Test Manual.(1992). *Windsor, England Psychological Corporation*.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., & Dubourg, V. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *the Journal of machine Learning research*, 12, 2825–2830.
- Randver, R., Vahter, L., & Ennok, M. (2015). Neuropsychological Services in Estonia: A Survey Study. *Baltic Journal of Psychology*, 16(1, 2), 72–82.
- Schoenberg, M. R., Duff, K., Scott, J. G., & Adams, R. L. (2003). An Evaluation of the Clinical Utility of the OPIE-3 as an Estimate of Premorbid WAIS-III FSIQ. *The Clinical Neuropsychologist*, 17(3), 308–321. <https://doi.org/10.1076/clin.17.3.308.18088>
- Schoenberg, M. R., Duff, K., Scott, J. G., Patton, D., & Adams, R. L. (2006). Prediction errors of the Oklahoma Premorbid Intelligence Estimate-3 (OPIE-3) stratified by 13 age groups. *Archives of Clinical Neuropsychology*, 21(5), 469–475. <https://doi.org/10.1016/j.acn.2006.06.006>
- Schoenberg, M. R., Scott, J. G., Duff, K., & Adams, R. L. (2002). Estimation of WAIS-III Intelligence from Combined Performance and Demographic Variables: Development of the OPIE-3. *The Clinical Neuropsychologist*, 16(4), 426–438. <https://doi.org/10.1076/clin.16.4.426.13913>

- Seabold, S., & Perktold, J. (2010). Statsmodels: Econometric and statistical modeling with python. *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, 57, 61.
- Silverstein, A. B. (1987). Accuracy of estimates of premorbid intelligence based on demographic variables. *Journal of Clinical Psychology*, 43(5), 493–495. [https://doi.org/10.1002/1097-4679\(198709\)43:5<493::AID-JCLP2270430511>3.0.CO;2-V](https://doi.org/10.1002/1097-4679(198709)43:5<493::AID-JCLP2270430511>3.0.CO;2-V)
- Vanderploeg, R. D., & Schinka, J. A. (1995). Predicting WAIS-R IQ premorbid ability: Combining subtest performance and demographic variable predictors. *Archives of Clinical Neuropsychology*, 10(3), 225–239. <https://doi.org/10.1093/arclin/10.3.225>
- Vanderploeg, R. D., Schinka, J. A., & Axelrod, B. N. (1996). Estimation of WAIS—R premorbid intelligence: Current ability and demographic data used in a best-performance fashion. *Psychological Assessment*, 8(4), 404–411. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.8.4.404>
- Veiel, H. O., & Koopman, R. F. (2001). The bias in regression-based indices of premorbid IQ. *Psychological Assessment*, 13(3), 356.
- Virtanen, P., Gommers, R., Oliphant, T. E., Haberland, M., Reddy, T., Cournapeau, D., Burovski, E., Peterson, P., Weckesser, W., & Bright, J. (2020). SciPy 1.0: Fundamental algorithms for scientific computing in Python. *Nature methods*, 17(3), 261–272.
- Wechsler, D. (1981). *WAIS-R: Wechsler adult intelligence scale-revised*. Psychological Corporation [and] Harcourt Brace Jovanovich.
- Wechsler, D. (1997). *Wechsler Adult Intelligence Scale – 3rd Edition (WAIS-III)*. The Psychological Corporation.
- Wechsler, D. (2021). WAIS-III läbiviimise ja skoorimise juhend. *Tallinn: Tänapäev. Käesolevaga kinnitan, et olen korrektselt viidanud kõigile oma töös kasutatud teiste autorite poolt loodud kirjalikele töödele, lausetele, mõtetele, ideedele või andmetele.*

Willshire, D., Kinsella, G., & Prior, M. (1991). Estimating WAIS-R IQ from the national adult reading test: A cross-validation. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, 13(2), 204–216. <https://doi.org/10.1080/01688639108401038>



## Lisa A

WAIS-III<sup>EE</sup> normvalimi alusel loodud valemite kasutamise tööleht premorbiidse võimekuse arvutamiseks

**1. Nelja alltesti mudel.** Valem, kus hinnang premorbiidsele võimekusele kujuneb Sõnavara (V), Informeerituse (I), Piltide täiendamise (PC) ja Maatriksite (MR) alltestide alusel.

**Hinnangu standardviga = 6.203**

$FSIQ = 28.167 + .520(V \text{ toorskoor}) + .814(I \text{ toorskoor}) + .688(PC \text{ toorskoor}) + .906(MR \text{ toorskoor}) + .186(\text{vanus}).$

Ennustatud FSIQ = \_\_\_\_\_ (95% usaldusvahemik =  $\pm 2$  hinnangu standardviga)  
\_\_\_\_\_ - \_\_\_\_\_

**2. V+MR mudel.** Valem, kus hinnang premorbiidsele võimekusele kujuneb Sõnavara (V) ja Maatriksite (MR) alltestide alusel.

**Hinnangu standardviga = 7.477**

$FSIQ = 33.0 + .856(V \text{ toorskoor}) + 1.300(MR \text{ toorskoor}) + .194(\text{vanus})$

Ennustatud FSIQ = \_\_\_\_\_ (95% usaldusvahemik =  $\pm 2$  hinnangu standardviga)  
\_\_\_\_\_ - \_\_\_\_\_

**3. Sõnaline mudel.** Valem, kus hinnang premorbiidsele võimekusele kujuneb Sõnavara (V) ja Informeerituse (I) alltestide alusel.

**Hinnangu standardviga = 7.811**

$FSIQ = 49.774 + .732(V \text{ toorskoor}) + 1.134 (I \text{ toorskoor})$

Ennustatud FSIQ = \_\_\_\_\_ (95% usaldusvahemik =  $\pm 2$  hinnangu standardviga)  
\_\_\_\_\_ - \_\_\_\_\_

**4. Soorituslik mudel.** Valem, kus hinnang premorbiidsele võimekusele kujuneb Piltide täiendamise (PC) ja Maatriksite (MR) alltestide alusel.

**Hinnangu standardviga = 9.030**

$FSIQ = 31.366 + 1.188(PC \text{ toorskoor}) + 1.581(MR \text{ toorskoor}) + .285(\text{vanus}) + 2.032(\text{haridustase})^*$

Ennustatud FSIQ = \_\_\_\_\_ (95% usaldusvahemik =  $\pm 2$  hinnangu standardviga)  
\_\_\_\_\_ - \_\_\_\_\_

**5. MR mudel.** Valem, kus hinnang premorbiidsele võimekusele kujuneb Maatriksite (MR) alltesti alusel.

**Hinnangu standardviga = 9.784**

$FSIQ = 47.030 + 1.981(MR \text{ toorskoor}) + .238(\text{vanus}) + 2.612(\text{haridustase})^*$

Ennustatud FSIQ = \_\_\_\_\_ (95% usaldusvahemik =  $\pm 2$  hinnangu standardviga)  
\_\_\_\_\_ - \_\_\_\_\_

**6. V mudel.** Valem, kus hinnang premorbiidsele võimekusele kujuneb Sõnavara (V) alltesti alusel.

**Hinnangu standardviga = 9.052**

$$\text{FSIQ} = 51.455 + 1.158(\text{V toorskoor}) + 0.796(\text{haridustase})^* - 2.254(\text{sugu})^{**}$$

Ennustatud FSIQ = \_\_\_\_\_ (95% usaldusvahemik =  $\pm 2$  hinnangu standardviga)  
\_\_\_\_\_ - \_\_\_\_\_

\* Haridustase: 1 = alg, 2 = põhi, 3 = kesk, 4 = kutse, 5 = kõrg (määra vastava numbriga valemis).

\*\* Sugu: 1 = mees, 2 = naine (määra vastava numbriga valemis).

*Käesolevaga kinnitan, et olen korrektselt viidanud kõigile oma töös kasutatud teiste autorite poolt loodud kirjalikele töödele, lausetele, mõtetele, ideedele või andmetele.*

*Olen nõus oma töö avaldamisega Tartu Ülikooli digitaalarhiivis DSpace.*  
*Aleksander Viiret*