

ÜLIKOOL
Majandusteaduskond
Rahvamajanduse instituut

Mart Kaska

**MATEMAATILISE KIRJAOSKUSE TASUVUS
EESTIS, VÕRRELDES TEISTE OECD RIIKIDEGA
PIAACI UURINGU ANDMETE PÕHJAL**

Magistritöö sotsiaalteaduse magistri kraadi taotlemiseks majandusteaduses

Juhendajad: vanemteadur Ott Toomet ja doktorant Sten Anspal

Tartu 2014

Soovitan suunata kaitsmisele

(juhendaja allkiri)

Kaitsmisele lubatud “ “ 2014. a.

..... õppetooli juhataja

(õppetooli juhataja nimi ja allkiri)

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

.....

(töö autori allkiri)

SISUKORD

SISSEJUHATUS.....	5
1.HARIDUSE JA OSKUSTE SEOS PALGAGA – TEOORIA, METOODILISED PROBLEEMID JA VARASEMAD TULEMUSED.....	10
1.1. Ülevaade olulisematest teooriatest	11
1.2. Inimkapitali ja sissetulekute vahelise seose hindamine.....	17
1.3. Empiirilisi tulemusi oskuste ja hariduse seosest palgaga	25
2.OSKUSTE TASUVUS EESTIS JA RAHVUSVAHELISES VÕRDLUSES	30
2.1. PIAACi oskuste hindamine, uuringu disain ja riikide valim.....	30
2.2. Ülevaade PIAACi matemaatilistest oskustest Eestis ja teistes riikides.....	36
2.3. Palkade seosed oskuste ja haridusega Eestis	45
2.4. Oskuste nõudlus ja pakkumine rahvusvahelises võrdluses	58
KOKKUVÕTE	65
VIIDATUD ALLIKAD	69
LISAD.....	73
Lisa 1. Kirjeldav statistika riikide kohta	73
Lisa 2. Palkade jaotusdiagrammid.....	76
Lisa 3. Matemaatilise kirjaoskuse skoor ja 95% usalduspiirid üle riikide kolme haridustaseme lõikes.....	77
Lisa 4. Kohandatud Waldi testi F-statistikud ja olulisuse tõenäosused keskmiste matemaatilise kirjaoskuse skooride ja logaritmitud tunnipalkade kohta erinevatel haridustasemetel kõrgemal tasemel õppinute ja mitteõppinute vahel	78
Lisa 5. Pakkumispoolsete teguritega regressioonimudelid naiste kohta	79
Lisa 6. Pakkumispoolsete teguritega regressioonimudelid naiste kohta	81

Lisa 7. Meeste ja naiste regressioonivõrrandid koos nõudlusepoolsete teguritega, eristades ka ainult täistööajaga palgatöötajaid	85
Lisa 8. Kõrgete oskustega vähemalt 25-aastaste ja tööturul aktiivsete naiste osakaal eri riikides (% üle 10 tõepärase väärtuse).....	87
Lisa 9. Kõrgete oskustega vähemalt 25-aastaste ja tööturul aktiivsete meeste osakaal eri riikides (% üle 10 tõepärase väärtuse).....	88
Lisa 10. Regressioonivõrrandid Belgia andmetel meeste ja naiste kohta	89
Lisa 11. Regressioonivõrrandid Tšehhi andmetel meeste ja naiste kohta	91
Lisa 12. Regressioonivõrrandid Taani andmetel meeste ja naiste kohta.....	93
Lisa 13. Regressioonivõrrandid Soome andmetel meeste ja naiste kohta.....	95
Lisa 14. Regressioonivõrrandid Prantsusmaa andmetel meeste ja naiste kohta.....	97
Lisa 15. Regressioonivõrrandid Iirimaa andmetel meeste ja naiste kohta	99
Lisa 16. Regressioonivõrrandid Itaalia andmetel meeste ja naiste kohta.....	101
Lisa 17. Regressioonivõrrandid Jaapani andmetel meeste ja naiste kohta.....	103
Lisa 18. Regressioonivõrrandid Korea andmetel meeste ja naiste kohta	105
Lisa 19. Regressioonivõrrandid Hollandi andmetel meeste ja naiste kohta.....	107
Lisa 20. Regressioonivõrrandid Norra andmetel meeste ja naiste kohta	109
Lisa 21. Regressioonivõrrandid Poola andmetel meeste ja naiste kohta.....	111
Lisa 22. Regressioonivõrrandid Slovakkia andmetel meeste ja naiste kohta.....	113
Lisa 23. Regressioonivõrrandid Hispaania andmetel meeste ja naiste kohta.....	115
Lisa 24. Regressioonivõrrandid Suurbritannia andmetel meeste ja naiste kohta	117
Lisa 25. Naiste oskused eri riikides hinna ja koguse graafikul nõudlusepoolsete teguritega regressioonimudeli põhjal	119
Lisa 26. Meeste oskused eri riikides hinna ja koguse graafikul nõudlusepoolsete teguritega regressioonimudeli põhjal	120
SUMMARY	121

SISSEJUHATUS

Üheks olulisemaks teguriks inimeste sissetulekute hindamisel empiirilises kirjanduses on haridus – olgu see väljendatud pideva tunnusena aastates või kategoorilise tunnusena tasemetena. Hariduse lisamine palgavõrranditesse on tingitud selle näitaja sisust – see on inimkapitali enamlevinud mõõdikuks. Enamlevinud seetõttu, et seda näitajat on küllaltki lihtne koguda, võrreldes mõne muu oskusi kajastava tunnusega, näiteks IQ-testi või eksamitulemustega koolis. Samas arenevad inimeste oskused pärast formaalhariduse omandamist edasi. Uute oskuste allikateks on näiteks mitteformaalne ja informaalne õpe ning töökohal õpitu. Seega on sissetulekute uurimise seisukohalt huvipakkuvad ka täiskasvanute oskused, mille kohta paraku napib andmeid. Seetõttu tuginebki suur osa inimeste sissetulekute uuringutest ainuüksi haridusega seotud infole, mis tähendab, et oskusi või võimekust sisaldab regressioonivõrrandis vealiige.

Täiendav info oskuste kohta on hariduse kõrval palgavõrrandite hindamise seisukohalt väga väärtuslik. Ühest küljest on huvitav uurida oskuste ja palga vahelist seost haridusest eraldiseisvat, teisalt võimaldab kognitiivsete oskuste arvessevõtmine saada täpsemaid hinnanguid hariduse ja palga vahelise seose kohta. Hindamistulemuste täpsuseks on muidugi tarvis teada ka teisi taustategureid. Majandusliku Koostöö ja Arengu Organisatsiooni (OECD) poolt ellu kutsutud rahvusvahelise täiskasvanute oskuste uuringus (PIAAC – Programme for the International Assessment of Adult Competencies) on selline informatsioon olemas. Uuringu andmebaas erinevate riikide kohta avalikustati 2013. aasta oktoobris.¹ Eesti jaoks on need andmed huvitavad eelkõige seetõttu, et Eesti osales esimest korda OECD poolt läbi viidavas täiskasvanute oskuste uuringus, mis

¹ PIAACi uuringu andmed on avalikult kättesaadavad järgmisel veebiaadressil:
<http://www.oecd.org/site/piaac/publicdataandanalysis.htm>

tähendab, et eestlaste infotöötlusoskuste taset on võimalik uurida rahvusvahelises võrdluses.

PIAACi tulemuste ning uuringus osalenud riikide esialgsete ülevaatlike raportite avaldamised langesid umbes samasse aega, kui selgusid rahvusvahelise õpilaste hindamisprogrammi (PISA – Program for International Student Assessment) tulemused. Need kaks rahvusvahelist uuringut on mõeldud teineteist täiendama, et anda osalevate riikide kohta tervikpilt nende elanikkonna oskustest, mis omakorda peaks andma väärtuslikku sisendit poliitikameetmete kujundamiseks. Kuna Eesti on PISA uuringu varasemates lainetes osalenud, on selle uuringu tulemused leidnud laiemat kõlapinda. Keskmised tulemused rahvusvahelises võrdluses näitavad Eesti õpilaste väga head taset nii matemaatikas, lugemises ja eriti loodusteadustes, kuid kõrge pädevustasemega õpilaste osakaalus on Eesti positsioon veidi nõrgem. (Tire *et al.*, 2013: 23-30)

PIAACi uuringu üheks peamiseks ülesandeks oli mõõta infotöötluse võtmeoskusi: funktsionaalset lugemis-, matemaatilist kirja- ja probleemilahendusoskust tehnoloogiarikas keskkonnas. Nende oskuste olulisust aitab selgitada tehnoloogiline areng, mis on kaasa toonud tootmise ja mõnel määral ka vähese oskustemahukusega ametite automatiseerimise. Seega on tööturul lisaks spetsiifilistele ametikohaga seotud oskustele vajalikuks muutunud ka infotöötlusoskuste hea tase. Lisaks tööturule on paremad infotöötlusoskused abiks hariduses ja koolituses, sotsiaalses ja tsiviileluses osalemiseks. Samuti võimaldavad need oskused arendada keerulisemaid kognitiivseid oskusi (näiteks analüütilist mõtlemist) ja aitavad mõista spetsiifilisemaid teadmiste valdkondi. (OECD 2013a:46)

Infotöötlusoskuste olulisust tööturuväljundite hindamisel on leidnud kinnitust empiirilises kirjanduses. PIAACi eelkäijatena käsitletavate IALS (International Adult Literacy Survey, mis viidi läbi 21-s riigis 1994. ja 1998. aastal) ja ALLS (Adult Literacy and Life Skills Survey, mis viidi läbi 13-s riigis 2003. ja 2007. aastal) andmete põhjal on avaldatud arvukalt oskuste, hariduse ja tööturuväljundite analüüse, kus demonstreeritakse erinevate kognitiivsete oskuste olulisust näiteks palkadega või hõives olemise tõenäosusega. Kuigi positiivset seost tööturuväljunditega omavad erinevad kognitiivsed oskused (nii lugemis-, matemaatika- kui ka arvutioskus), torkab mitmes uuringus silma just matemaatikaoskuste mõnevõrra tugevam seos palgaga. Selle taustal tasub aga

meeles pidada, et erinevad infotöötlusoskused on omavahel tugevalt korreleerunud. Näiteks jäävad kolme PIAACi uuringus mõõdetud infotöötlusoskuse omavahelised korrelatsioonid 0,73 ja 0,87 vahele. Seega võib üht konkreetset oskust pidada heaks lähendiks inimeste infotöötamise või kognitiivsetele oskustele. Kuna PIAACi andmestikus ei ole puudulike arvutikasutamise oskuste tõttu ligi kolmandiku vastanute kohta teada probleemilahendusoskuse skoori ja empiirilises kirjanduses on näiteid, kus matemaatikaoskused on tööturuväljunditega tugevamalt seotud kui lugemisoskus, siis on antud töö fookuses täiskasvanute matemaatilise kirjaoskuse skoori ja palkade vaheline seos.

Matemaatiline kirjaoskus on PIAACis defineeritud järgmiselt: see väljendub oskuses leida, kasutada, tõlgendada ja edasi anda numbrilist infot ja ideid, et osaleda ja toime tulla täiskasvanuelus ette tulevates matemaatilisi oskusi nõudvates olukordades. Selle jaoks peab inimene oskama matemaatikat kasutada elulistes olukordades. (OECD, 2013: 59). Kui PISA andmete põhjal on näha, et Eestis väljub põhiharidusest väga heade matemaatikaoskustega noori, siis käesoleva töö eesmärgiks on uurida täiskasvanute matemaatilise kirjaoskuse seoseid palgaga Eesti tööturul ja võrrelda tulemusi teiste PIAACis osalenud riikidega. Töö eesmärgi täitmiseks on autor püstitanud järgmised uurimisülesanded:

- 1) anda ülevaade oskusi, haridust ja palka siduvatest teoreetilistest käsitlustest ning võimalustest esimese kahe seost kolmandaga empiiriliselt hinnata.
- 2) uurida lähemalt matemaatilise kirjaoskuse seost palgaga erinevate püstitustega regressioonivõrrandite abil.
- 3) võrrelda Eesti tulemusi teiste PIAACis osalenud riikidega nõudluse ja pakkumise kontekstis.

Palkade seoseid inimkapitaliga käsitlevad arvukad teooriad. Teema olulisust illustreerib näiteks tõsiasi, et seda käsitletakse töö-ökonomika õpikutes eraldi peatükina. Cahuci ja Zylberbergi (2001) õpikus antakse teemast hea ülevaade ning seda raamistikku ja infot on kasutatud ka käesoleva töö teoreetilise osa kahes esimeses alapunktis. Tänapäevani on empiirilistes analüüsides kesksel kohal Mincer'i palgavõrrandi (Mincer, 1974) püstitus, mis algupäraselt aitas hästi selgitada palkade hajuvust inimkapitali teooria kontekstis. Viimase teooria peamiseks formuleerijaks peetakse Gary S. Beckerit. Nii Mincer'i

palgavõrrand kui ka Beckeri inimkapitali teooria on käesolevas töös probleemipüstitusest lähtuvalt kesksel kohal, kuid samuti leiavad käsitlust neile pakutud alternatiivid. Hea ülevaate nõudlusepoolsete tegurite olulisusest ja nendega seotud teooriatest, mis leiavad kajastust ka käesolevas töös, annavad Desjardins ja Rubenson (2011).

Palgaregressioonide hindamisega seostub palju problemaatilisi aspekte. Metoodika poole käsitlus tugineb paljuski David Cardi (1999) ülevaatele hariduse ja palkade vahelisest seosest. Muuhulgas näitab Card, et tavalise vähimruutude (OLS) meetodiga leitud hinnangud ei pruugi olla suure nihkega ja võivad mõjude hindamisel anda täpsema tulemuse kui instrumentmuutujaga (IV) võrrandite hindamine. Sellest lähtuvalt on antud töös raporteeritud tulemused kõik hinnatud OLS meetodil, kus sõltuvaks muutujaks on logaritmitud palk ja sõltumatuteks erinevad inimese enda karakteristikud ja mõne võrrandipüstituse puhul ka tema ametikohaga seotud tunnused. Instrumentmuutujaga hinnatud võrrandite tulemused pole autori hinnangul nõrkade instrumentide tõttu usaldusväärsed ja neid pole esitatud.

Järgnev töö jaguneb kaheks suuremaks peatükiks – teoreetiliseks ja empiiriliseks. Esmalt leiavad teoreetilises peatükis käsitlemist peamised teooriad, mis aitavad mõtestada hariduse ja oskuse seoseid palgaga. Kuigi uued teooriad sünnivad tihti olemasolevatele käsitlustele alternatiivide pakkumiseks, võib erinevate käsitluste ühiseks nimetajaks pidada seda, et haridusel ja oskustel on oluline roll palkade kujunemisel, hoolimata sellest, millise mehaanika läbi see toimub. Selgitusi on erinevaid, kuid empiirilise hindamisega kaasneb mitmeid probleeme. Nendest antakse ülevaade teoreetilise peatüki teises osas. Kolmandas on vaatluse all erinevad uuringud, kus oskuste tasuvust on hinnatud. Teoreetiline osa adresseerib peamiselt esimest uurimisülesannet, kuid lisaks sellele käsitleb praktikas kasutatavaid metoodikaid, mis on teise uurimisülesande sisuks.

Töö põhirõhk on empiirilisel osal, mis adresseerib teist ja kolmandat uurimisülesannet ning annab samuti ülevaate andmestikust. PIAACi uuringu andmed on riikide elanikkondadele üldistatavad. Andmete struktuur on ühest küljest kaalumisest ja teisest küljest oskuste mõõtmisega kaasnevatest eripäradest tulenevalt väga keerukas. Nendele küsimustele keskendub empiirilise peatüki esimene alapunkt. Teises antakse ülevaade matemaatilise kirjaoskuse skooridest ning palkade jaotusest oskuste ja haridustasemete lõikes. Eesti puhul viitab palkade jaotus tugevale seosele oskustega ja tunduvalt

nõrgemale seosele haridustasemetega. Neid seoseid on Eesti kohta lähemalt uuritud empiirilise peatüki kolmandas osas, kus on hinnatud erinevate püstitustega regressioonimudeleid. Empiirilise peatüki viimane osa keskendub oskuste nõudluse ja pakkumise võrdlusele erinevates PIAACis osalenud riikides. Nõudlust väljendab selles raamistikus regressioonivõrrandite abil hinnatud oskuste tasuvus ja pakkumist kõrgete oskustega inimeste osakaal tööturul. Kõik käesolevas töös tehtud arvutused on tehtud Stata statistikaprogrammi ja joonised R vabavara abil.

1. HARIDUSE JA OSKUSTE SEOS PALGAGA – TEORIA, METOODILISED PROBLEEMID JA VARASEMAD TULEMUSED

Käesolevas peatükis on toodud põgus ülevaade peamistest teooriatest, mis seovad inimeste haridust ja oskusi nende palkadega. Kesksel kohal on inimkapitali teooria, mis kirjeldab erinevate oskuste kujunemist ja nende tasuvust tööturul. Inimkapitali teooriale on formuleeritud arvukaid alternatiive, mille eesmärk pole ümber lükata oskuste või hariduse olulisust, vaid käsitleda nende avaldumist tööturul. Näiteks võib siin tuua signaliseerimise ja skriinimise teooriaid. Lisaks on mitmeid teoreetilisi käsitlusi, mis rõhutavad palkade kujunemisel tööturu nõudluse, ehk tööandjate ja ametikohtade rolli. Need põhjendused avalduvad tegelikult ka empiirilises kirjanduses, kus tuuakse välja regressioonimudelites tööturu nõudluse poole tegurite arvestamise olulisus. Samuti leitakse, et rahvusvaheliste analüüside tegemisel on tähtis arvestada institutsionaalsete teguritega. Ainuüksi need aspektid annavad aimu selle valdkonnaga seotud analüüside teemade ulatusest.

Omaette lai valdkond puudutab aga oskuste ja hariduse omavahelisi seoseid ja neist tulenevaid probleeme palgavõrrandite hindamisel. Oskused ei kujune kindla seaduspära alusel, vaid sõltuvad arvukatest aspektidest, näiteks õpetajate kvaliteedist, klasside suurusest, pärilikkusest ja kasvukeskkonnast. Samuti pole oskuste väljundiks ainuüksi palk – selleks võib olla ka suurem tõenäosus leida tööd, kõrgem enesekindlus või parem tervis. Seega on oskuste ja haridusega kaasnev tervikpilt väga mitmetahuline. Käesolevas peatükis on püütud eri aspekte põgusalt käsitleda.

1.1. Ülevaade olulisematest teooriatest

Kuna antud töös on kesksel kohal inimkapitali mõõtvad oskused, väärib inimkapitali teooria täpsemat ülevaadet. Kuigi teooria arenes välja juba 20. sajandi keskpaigas, on see seni palgavõrrandite hindamisel kesksel kohal. Teooria terviklikul kujul formuleerijaks võib pidada Gary S. Beckerit. Ta käsitleb oskuste omandamist kui investeerimist, mis tulevikus võib end ära tasuda paremate tööturuväljundite kaudu, kusjuures oskuste omandamine on võimalik mitmel eri viisil – näiteks formaalse koolihariduse või mitteformaalsete koolituste kaudu. Antud töö kontekstis leiab parema tööturuväljundina käsitlust kõrgem palk.

Inimkapitali teooria kohaselt kaasnevad hariduse omandamisega kulud, näiteks kulud õpikutele, õppetasudele, transpordile, kuid ka saamata jäänud tulu, mida inimene võinuks teenida õpingute ajal töötades. Omandatud oskustega kaasneb suurem tootlikkus, mis peaks täiusliku konkurentsiga tööjõuturul kajastuma kõrgemas palgas. Teiste sõnadega kaasneb paremate oskustega kõrgem palk ainult sellisel juhul, kui tööturul konkureerivad ettevõtted on valmis paremate oskustega inimestele rohkem palka maksma. Kui sellist ülepanustamist tööturul ei esine, pole ühest küljest tööandjal põhjust oskusi täiendanud indiviidi palka tõsta ja teisest küljest töötajal motivatsiooni oma oskusi arendada. (Cahuc ja Zylberberg, 2001: 69-70)

Becker pakub sellele kriitikale ühe lahendusena välja kahte liiki oskuste eristamise. **Üldised oskused** tõstavad piirtootlikkust mitmetes erinevates konkureerivates ettevõtetes kui ka valdkondades. Täiuslikkus mõttes üldised oskused tõstaksid erinevates firmades piirtootlikkust täpselt sama palju. Kuna täiusliku konkurentsiga tööjõuturul peab suurema piirtootlikkusega kaasnema ka suurem palk, ei oleks ratsionaalselt käituv ettevõtte nõus katma selliste koolituste kulusid, mis arendavad töötaja üldisi oskusi. Kui töötajal on põhjust oskuste arendamisest tulevikus kõrgemat palka oodata, jäävad üldiste oskuste täiendamise kulud töötaja enda kanda. (Becker, 1993: 33-36)

Seoses eelnevalt mainitud tööjõu voolavusega seotud kriitikaga eristab Becker **spetsiifilisi oskusi**, mis muudavad inimkapitali mudeli paindlikumaks. Kuna täiusliku konkurentsi korral on ettevõtted ja töötajad sarnase tootlikkusega, pole vahet, missugused inimesed ettevõttes töötavad. Becker aga tõi oma käsitlusse sisse spetsiifiliste oskuste

väljaõppe, millega esialgu kaasnevad koolituskulud, aga hiljem kõrgem piirtootlikkus ettevõttespetsiifilises valdkonnas. (Becker, 1993: 43) Nende oskuste õppimise eest maksmise puhul muutub tööjõuvoolavus oluliseks komponendiks. Küsimus on selles, kes nende oskuste eest tasub? Kas töötaja, kes võib karta vallandamist, või tööandja, kes võib karta, et töötaja lahkub konkureeriva ettevõtte juurde, kus talle pakutakse kõrgemat palka? Ja kuidas välistada tööjõuvoolavust pärast koolituse läbimist?

Becker leiab, et tööandjatel on huvi toetada ettevõttespetsiifiliste oskuste omandamist, aga mitte täies ulatuses. Osa kuludest jääb töötajate kanda. Töötaja poolt tasutava koolituse kulu suurus ja tema hilisem palgalisa sõltuvad mitmetest taustateguritest, näiteks üldisest palgatasemest, tööjõuvoolavuse näitajatest ja muudest riskiteguritest (intressimäärad, riskitaluvus). Lisaks tuleb siin arvesse võtta ka seda, et tööandjal pole huvi maksta koolituse eest, kust töötaja saab üldisi oskusi, mida ta saaks kasutada teistes ettevõtetes. Mida suurem osakaal koolitusel õpitavatest oskustest on üldised oskused, seda väiksema osa kuludest soovib kanda ettevõtte – töötaja panus peab siin olema suurem. (*Ibid.*: 44)

Samuti väidab Becker, et tööandja tasustab kõrgemalt spetsiifilisi oskusi, võrreldes üldiste oskustega, kuna üldised oskused on tööturul kergesti asendatavad. Seega on spetsiifiliste oskustega töötajate voolavus väiksem (*Ibid.*: 45-46). Lisaks – kui konkreetset ettevõtet tabab negatiivne šokk, siis spetsiifiliste oskustega töötajatel on väike palgapuhver (nende piirtootlikkus on palgast kõrgem, seega piirtootlikkus saab veidi väheneda) erinevalt üldiste oskustega töötajatest. Samuti mõjutaks üldine palgataseme tõus ettevõtjaid vähem, kuna spetsiifiliste oskustega töötajad lahkuvad väiksema tõenäosusega (*Ibid.*: 48).

Selline käsitus aitab teoreetiliselt selgitada, miks peaks tööandja paremini tasustama koolituse läbinud töötajat, isegi kui konkureerivad ettevõtted teda üle ei ürita meelitada. Cahuc ja Zylberberg (2001: 71-76) näitavad Beckeri inimkapitali mudeli baasil, et:

- investering inimkapitali võetakse ette siis, kui selle tasuvus on suurem intressimäärast;
- inimkapitali investeeringu tasuvus kahaneb ajas;

- seega, kui vanuses tehtud investeering inimkapitali on kasumlik (tasuvus on suurem intressimäärast), oleks sama investeering veel tasuvam varasemas eas. Seetõttu kontsentreerivad inimesed oma õpingud tööea algusesse;
- õpingud kestavad kauem pikema tööelu korral ja kõrgema õppimise efektiivsuse (sisuliselt võimekuse) korral;
- inimeste võimekus määrab suures osas ära haridustee kestuse ja hilisema sissetuleku erinevused erinevate indiviidide vahel.

Viimase punktiga seoses kerkib aga küsimus, mis rolli mängib haridus, kui tegelikult võib inimese võimekus paika panna tema hilisema edukuse tööturul. Selle alusel on kriitikud inimkapitali teooriale püüdnud alternatiive leida. Nimelt – kui inimkapitali teooria nägi peamise tootlikkuse tõstjana haridust, siis Spence (1973) pakkus alternatiivina välja, et haridustaseme põhjal toimub inimeste selekteerimine ametitesse, kuid haridus ise ei mõjuta oluliselt nende inimeste tootlikkust hilisemas tööeas. Tootlikkust mõjutab eelkõige inimeste loomupärane võimekus.

Spence'i teooria kohaselt on kõrgema produktiivsusega inimesed paremate tulemustega ka koolis, kuid kõrgema tootlikkuse tingib inimeste loomupärane efektiivsus. Mida kõrgem see efektiivsus on, seda kauem inimesed koolis käivad, et tööandjatele oma võimekuse kohta signaal edastada. Siit ka antud lähenemise nimetus – signaliseerimise teooria. Lisaks sellele sisulisele erinevusele on erinevalt Beckeri inimkapitali teooriast Spence'i käsitluse raames teatud tingimustel võimalik, et investeeringud haridusse ei ole sotsiaalselt optimaalsed, vaid haridusse üleinvesteeritakse. (Cahuc ja Zylberberg, 2001)

Spence'i (1973) teooria kohaselt on indiviidi palkamine otsus, kus tööandjal on väga piiratud informatsioon inimese oskuste kohta ja tõelised oskused ei avaldu kohe pärast palkamist. Seega on uue inimese töölevõtmine mõneti sarnane loteriiga, kuid tööandjal on siiski ligipääs teatud taustainfole, mis sisaldab näiteks inimese vanust, haridust, sugu. Spence eristab ajas potentsiaalselt indiviidi enda poolt muudetavaid tunnuseid, näiteks haridust, millel on potentsiaalselt signaliseeriv efekt. Sugu, vanus ja rass, vastupidiselt, pole inimese poolt muudetavad. Erinevate tunnuste ja signaalidega inimesi erinevatel ajahetkedel palgates kujuneb tööandjal aja jooksul hinnang kõrge tootlikkusega inimeste jaotusest erinevate tegurite lõikes. Selle jaotuse põhjal kujuneb indiviidile pakutav palk

riskineutraalse tööandja poolt. See on pidev protsess, mille käigus tööandjad saavad oma hinnanguid jooksva infoga kohandada.

Indiviidil on võimalik signalseerivaid tunnuseid muuta, näiteks neisse investeerides. Kui kõrgemalt haritutele pakutakse kõrgemat palka, on indiviidi huvi hariduse omandamisse investeerida, kui selleks tehtavad kulutused jäävad alla tulevikus saadavale kõrgemale diskonteeritud sissetulekule. Olenevalt erinevate võimetega inimeste jaotusest, hariduse kuludest või hariduse omandamise raskusest eri võimetega indiviidide jaoks ning palkadest, on võimalikud väga erinevad ühiskondlikud tasakaalupunktid. Ühiskonna seisukohast on optimaalne olukord selline, kus kõrgema võimekusega inimesed saavad võimalikult väikeste kulutustega haridusse signalseerida oma oskuste tegelikku taset, kuid sobivate tingimuste korral (näiteks hariduskulude piisavalt suur vähenemine madalamate oskustega inimeste jaoks või liiga kõrged hariduse omandamise kulud kõigi jaoks) võib juhtuda, et kellelgi pole huvi haridusse investeerida või vastupidi – selline huvi on ka madala võimekusega inimestel. (Spence, 1973: 361-374) Seetõttu ei pruugigi erinevalt Beckeri käsitlest Spence'i teooria järgi investeringud haridusse olla sotsiaalselt optimaalsed.

Alternatiivseid teooriaid Beckerile on teisigi. Paralleelselt signalseerimise teooriaga, mille kohaselt töövõtjad otsustavad, millist haridustaset neil on mõtet omandada oskuste signalseerimiseks, kujunes välja sellele sisult sarnane skriinimise teooria (Arrow: 1973), täiendades eelmist tööturu nõudluse poolelt. Skriinimise teooria kohaselt kasutavad tööandjad infot hariduse kohta, et sorteerida kandidaatide seast välja ametikohale sobivamad.

Weiss (1995) uurib lähemalt õppimise ja signaalide seoseid palkadega, näitamaks, kuidas haridus sisaldab endas muud infot lisaks oskustele. Näiteks võib siin tuua parema tervise ja väiksema suitsetajate osakaalu efektiivsemate inimeste hulgas, kes enda võimete signalseerimiseks õpivad kauem. Tööandja jaoks on väärtuslikum selline töötaja, kellel enda ravimise või suitsetamise peale vähem aega kulub. Selle peale võiks inimkapitali teooria seisukohast vastata, et kauem õppides teadvustavad inimesed rohkem oma tervise hoidmist. Ükskõik, kumb seisukoht selles diskussioonis peale jääks, on selge, et need kaks käsitlust sisaldavad väga sarnaseid kui mitte samu mehhanisme. Ent nagu väidab Weiss (1995: 136), on peamine erinevus inimkapitali ja signalseerimise või skriinimise

teooria vahel selles, et viimaste seisukohalt on empiiriliselst mõõdetav hariduse tasuvus tööturul nihkega mõõdik, kuna mõõdab ainult individuaalset, mitte sotsiaalset kasu.

Weiss (1995: 141-142) võtab lisaks kokku empiirilised tulemused ja toob välja, et koolihariduse mõõdetavad väljundid (testide ja eksamite tulemused) selgitavad ära vaid kuni neljandiku kõrgemast palgast, mis keskhariduse omandamisega kaasneb. Signaliseerimise ja skriinimise teooriad pakuvad siin alternatiivse lahenduse – ülejäänud tõusu palkades selgitavad ära inimeste muud loomuomadused. Näiteks Weiss (1988) näitab, et keskhariduse lõpetanud inimeste seas esineb vähem töölt puudumist või suisa lahkumist ja haridustaseme lõpetamisega kaasneb kõrgem palk tööturul. Siinkohal tuleb arvestada, et analüüsi tugines väga kitsale valimile – tööstussektoris värskest palgatud töötajatele. Samas viitab selline leid, et tasemehariduse lõpetamise fakt võib sisaldada endas infot mittekognitiivsete omaduste (näiteks järjekindluse) kohta, mis tööturul avalduvad signaalina haridustaseme kaudu. Ka selliste aspektidega nagu kvaliteetsem õpe, kaksikute erinevad valikud ja väiksemad klassiruumid on teoreetiliselt signaliseerimise teooria kooskõlas, aga need tegurid leiavad põgusat käsitlust järgmises alapunktis.

Enne seda, kui inimkapitali ja signaliseerimise teooria lõplikult formuleerusid, uuriti 20. sajandi keskpaigas põhjalikult palkade jaotusi. Mincer (1958) annab hea ülevaate palkade hajuvuse tolleaegsetest uuringutest, mis keskendusid peamiselt küsimusele, miks ei vasta palkade jaotus ühiskonnas normaaljaotusele, kui erinevad oskused ja võimekus seda teevad (nn. Pigou paradoks). Mincer (1958) toob välja, et elukutse omandamine kestab töökohal edasi pärast kooliharidust ja tihti on praktiline töökogemus kõige olulisem osa õppeprotsessist. Ta uuris palkade hajuvust lähemalt haridusaastate, vanuse ja erinevate oskustasemetega töökohtade lõikes. Kuigi Minceri olulisem panus majandusteadusesse on tema poolt formuleeritud palgavõrrand, mis leiab käsitlust järgnevas alapunktis, on siinkohal tähelepanu just erinevatel ametikohtadel, mis viitab, et oskuste tasuvuse analüüsil ei piisa ainult pakkumise poole, ehk inimese hariduse ja oskuste arvesse võtmisest. Oluline on tööturg tervikuna ja rohkem tähelepanu tuleks pöörata nõudluse poole teguritele. Signaliseerimise ja skriinimise teooria seda osaliselt teevad, aga lisaks võib välja tuua näiteks tööturu segmenteerituse, töökohale määramise ja töö otsimise teooriad.

Mainitud teooriaid on lühidalt oskuste ja ametikoha ebakõlasid uurivas analüüsis tutvustanud Desjardins ja Rubenson (2011) ja siinkohal on tuginetud nende ülevaatele. Töö otsimise teooria aitab selgitada, miks inimesed ei tööta alati sellisel töökohal, mis nende oskustele vastaks. Tööotsimine ei pruugi kiiresti viia kokku inimest sellise ametiga, mis tema oskustele vastab. Sarnaselt signaliseerimise ja skriinimise teooriatele on ka siin üheks oluliseks põhjuseks ebapiisav informatsioon nii tööotsija kui ka tööandja poolel. Näiteks võib tööotsijal olla ebatäpne ettekujutus uuel ametil vajaminevatest oskustest; ta võib loobuda sobiva töö otsingutest, kui see liiga kaua aega võtab; kõrgelt haritud noortel võivad puududa vajalikud võrgustikud, et oskustele vastavat töökohta leida. (Desjardins ja Rubenson, 2011:17)

Tööturu segmenteerituse teooria järgi on palkade kujunemisel inimkapitalist olulisemad ametikohaga ja selle tehnoloogiaga seotud karakteristikud. Antud teooria ei näe tööturgu kui ühte homogeenset tervikut, vaid erinevate regulatsioonide, tehnoloogiate, nõudluse ja pakkumisega segmentide kogu, kus kujunevad erinevad tingimused, sealhulgas palk. Algpäraselt eristati segmenteerituse teoorias primaar- ja sekundaarsektorit. (*Ibid.*:19)

Tööturu nõudluse ja pakkumise poole võrdset olulisust rõhutab töökohale määramise teooria. Selle käsitluse kohaselt on ühtpidi oluline tootlikkusele positiivset mõju avaldav haridus, samavõrd oluline on aga ametikoht, mis piiritleb ära inimese võimaliku tootlikkuse. Parimal juhul määratakse kõrgete oskustega inimene tootlikule ametikohale ja ta saab selle eest ka vastavat tasu, kuid kui oskused ja ametikoht ei ole mingil põhjusel kooskõlas (kõrgete oskustega inimene madala tootlikkusega tööl või vastupidi), võib madalate oskustega inimeste tasu kõrgemgi olla. Sarnaselt tööturu segmenteerituse teooriale ei ole ka määramise käsitluses tööturg homogeenne tervik, vaid koosneb erinevate tehnoloogiate ja palkadega sektoritest. (*Ibid.*:20)

Kuigi inimkapitali teooria on tänapäevani kesksel kohal palgavõrrandite hindamisel, ilmestavad selle täiendusena või alternatiivina loodud teooriad, et olulisi tegureid inimeste oskuste ja sissetulekute vahelise seose hindamiseks tuleks arvestada ka tööturu nõudluse poole pealt. Empiirilises analüüsis dikteerivad kättesaadavad andmed paljuski selle, mida on võimalik arvesse võtta ja mida mitte, kuid töökoha valdkond või oskusmahukus on küllaltki levinud info ja ka PIAACi taustaküsimustikus koguti seda

teavet. Palgavõrrandite hindamisel ei valmista takistusi ainult kättesaadava info piiratus. Modelleerimise sisulisi ja metoodikaga seotud probleeme kirjeldab järgnev alapunkt.

1.2. Inimkapitali ja sissetulekute vahelise seose hindamine

Empiirilisel on inimkapitali modelleerimisega seotud arvukad takistused, kui eesmärgiks on teha järeldusi hariduse või oskuste mõjude kohta. Esiteks on keeruline mõõta suurt hulka erinevaid tegureid, mis mõjutavad hariduse ja oskuste omandamist. Ühest küljest on oluline perekondlik taust - näiteks see, milline on vanemate haridus ja kui oluliseks nad peavad lapse haridusteed. Samas mõjutab lapse haridusteed ja omandatud oskuste taset ka tema enda sünnipärane võimekus/andekus. Kolmandaks sõltub hariduse tase laiemas plaanis kogukonnast või ühiskonnast, kus laps kasvab – kui palju väärtustatakse ühiskonnas haridust või kui palju avalik sektor sinna vahendeid suunab. Analoogse käsitluse põhjal on Glewwe ja Kremer (2006) haridustee pikkuse ja oskuste kujunemise kirja pannud järgmiste funktsioonidena:

$$S = f(C, H, Q, P) \quad (1)$$

$$A = h(C, H, Q, P) \quad (2)$$

kus eelnevalt mainitud teguritest C tähistab lapse omadusi ja võimekust ning H tähistab leibkonnaga seonduvat. Q ja P tähistavad vastavalt hariduse kvaliteeti ja sellega seonduvaid kulutusi ning S ja A vastavalt haridustee pikkust ja omandatud oskusi.

Hariduse kvaliteet ja sellega seonduvad kulud sõltuvad omakorda üldisest hariduspoliitikast (EP) ning kogukondlikest teguritest (L), mille asendamisel võrranditesse (1) ja (2) saavad need järgmise kuju:

$$S = f(C, H, EP, L) \quad (3)$$

$$A = h(C, H, EP, L) \quad (4)$$

Glewwe ja Kremeri (2006) raamistik on mõeldud küll arenguriikide analüüside käsitlemiseks, kuid mõtteharjutusena sobib see hästi ka antud töö konteksti. Nimelt

ilmestavad need neli võrrandit, kuivõrd erinevad koondtegurid mängivad rolli hariduse väljundite kujunemisel.

List ja Rasul (2010) toovad eelneva raamistiku põhjal välja, et hariduse funktsiooni hindamise muudavad keeruliseks endogeensed muutujad. Näiteks jõukamad lapsevanemad või andekamate laste vanemad võivad suunata lapsi parematesse koolidesse või väiksematesse klassidesse, kui ollakse veendunud, et vähemate õpilastega klassid arendavad lapsi rohkem.

Selle probleemi üheks lahenduseks on eksperimentide läbiviimine. Majandusteaduses on nende läbiviimine eetiliste ja sisuliste küsimuste tõttu raskendatud, kuid siiski on neid võimalik konstrueerida. List ja Rasul (*Ibid*: 143-147) annavad ülevaate hariduse ja oskuste omandamisega seotud eksperimentaalse teaduskirjanduse tulemustest, mille kohaselt näiteks vähemate õpilastega klassid tõstavad õpilaste sooritusi, kuigi paaril juhul pole see hüpotees kinnitust leidnud; rahaline tugi leevendamaks kooliskäimisega seotud kulutusi avaldab mõju haridustee pikkusele; õpetajate kvaliteet selgitab koolidevahelisi erinevusi, samas kui õpetajate kvaliteeti tõstvad tegurid on ebaselged; ja laste tervise parandamisele suunatud meetmed suurendavad tundides kohalkäimist.

Koos kognitiivsete oskuste ja haridusega on teaduskirjanduses aina enam uuritud ka mittekognitiivsete oskuste kujunemist ja nende seost sotsiaalmajanduslike väljunditega. Lähemalt on neid aspekte uurinud Heckman (2008) USA näitel. Järgnevalt on välja toodud tema peamised tulemused:

- 1) paljud majanduslikud ja sotsiaalsed probleemid, näiteks kuritegevus, alaealiste rasedus, keskkoolist väljalangemine ja kehv tervis on seotud madalate oskuste ja võimekusega;
- 2) kognitiivsed oskused on sotsiaalmajandusliku edukuse olulised tegurid;
- 3) samuti on sotsiaalmajandusliku edukuse aluseks sotsiaalemotsionaalsed oskused, vaimne ja füüsiline tervis, püsivus, tähelepanu, motivatsioon ja enesekindlus;
- 4) edukate ja mitteedukate (advantaged vs disadvantaged) inimeste võimete erinevused tekivad varases lapseas;
- 5) varase lapsea perekeskkond on oluline tegur hindamaks hilisemaid kognitiivseid ja sotsioemotsionaalseid oskusi ning muid väljundeid (näiteks tervis, kuritegevus);

- 6) eksperimentaalsed uuringud on näidanud, et vaestes peredes kasvavatele lastele varases eas suunatud programmid on positiivse mõjuga;
- 7) seega, kui ühiskond sekkub piisavalt varakult, on võimalik ebasoodsates (disadvantaged) tingimustes kasvavate laste kognitiivseid ja sotsioemotsionaalseid oskusi ning tervist tõsta;
- 8) varases lapseas sekkumised parandavad kooliskäimist, vähendavad kuritegevust, tõstavad tootlikkust ja vähendavad teismeliste rasestumist;
- 9) nende meetmete tulud on väga suured, võrreldes kuludega;
- 10) vasasemad meetmed on palju tõhusamad kui hilisemad, mille hulka kuuluvad näiteks õpilaste arvu vähendamine õpetaja kohta, tööturukoolitused, vangide õpetamine, täiskasvanute lguemisoskuse parandamine, õppekulude katmine või kulutused politseile;
- 11) oskuste kujunemine on dünaamiline protsess – oskustest sünnivad uued oskused, motivatsioon ühes valdkonnas kasvatab motivatsiooni mujal. Lisaks on oskustel ja motivatsioonil teineteist edendav toime. Seetõttu ongi varasemas eas sekkumine efektiivsem ja soodsam.

Heckman (2008: 12-20) näitab, et kognitiivsete oskuste testide tulemused ema haridustasemetel lõikes eristuvad juba väga varases eas – lapse 5-ndaks eluaastaks. Sealt alates jäävad erinevused püsivaks. Neid erinevusi selgitavad kõige enam perekondliku taustaga seotud tunnused, mis viitavad lapse kasvukeskkonna rollile oskuste kujunemisel. Seega tundub, et geenid ja keskkond (näiteks ema haridus ja stabiilne pereelu) on need tegurid, mis määravad juba päris varases lapseas ära laste kognitiivse võimekuse ka 15 aastat hiljem. Kuigi need regressioonid ei väljenda veel kausaalsust, annab Heckman ülevaate eksperimentaalsetest uuringutest, kus toetatakse madala sissetulekuga perede lapsi. Pikaajalisi mõjusid käsitletud uuringud näitavad, et noores eas lapse kasvukeskkonna toetamine mõjutab positiivselt eriti mittekognitiivseid, kuid ka sotsiaalseid oskusi; edukust koolis ja töökohal.

Eelnevalt toodu põhjal võib öelda, et ühest küljest on inimkapitali kujunemine keerukas protsess ja teisalt avalduvad selle mõjud erinevates valdkondades. Sissetulekute modelleerimine moodustab sellest suurest uurimisvaldkonnast väikse osa. Isegi selle väikse osa analüüsimisel on tavapäraselt inimkapitali kohta kättesaadav vaid inimese

haridustasemete või -aastate info. Empiirikas on seetõttu inimkapitali tähtsuse mõõtmisel kesksel kohal hariduse tasuvuse uurimine, mis tugineb enamasti Mincer poolt formuleeritud palgavõrrandile. Mincer (1974) uuris lähemalt palga, hariduse ja töökogemuse vahelisi seoseid ning just viimase elemendi kaasamine regressiooni-võrrandisse parandas märgatavalt empiiriliste mudelite kirjeldusvõimet. Samuti sobib töökogemuse arvestamine inimkapitali teooria konteksti, kuna pärast kooliharidust omandatakse oskuseid töökohal edasi. Empiiriliselt on töökogemusega arvestamine keeruline, kuna tihti sellekohast infot uurija käsutuses pole. Sellisel juhul on võimalik potentsiaalne tööstaaž tuletada vanuse ja hariduse abil (vanus-haridusaastad-6). Muidugi on võimaluse korral eelistatud reaalse tööstaaži kasutamine.

Järgnevalt on välja toodud Mincer palgavõrrand, kus sõltuvaks muutujaks (Y) on logaritmitud palk ja sõltumatuteks muutujateks lineaarsel kujul haridusaastate arv (S) ning ruutfunktsioonina tööstaaž (X ja X²).

$$\ln Y = \alpha + \beta_1 \times S + \beta_2 \times X + \beta_3 \times X^2 + \varepsilon \quad (5)$$

See võrrand tekitab teatud küsimusi, mida on teaduskirjanduses ka uuritud. Reaalse tööstaaži vähene kättesaadavus leidis eespool mainimist, kuid lisaks seostub sellega ka täpsuse probleem – inimesed ei pruugi mäletada kogu oma tööajalugu. Samuti on küsitav tööstaaži funktsionaalne kuju palgavõrrandis. Võimalik, et mõni kõrgema astme polünoom kirjeldab seost paremini kui ruutfunktsioon. Mincer uuris lähemalt erinevaid mudelipüstitusi ning leidis, et ruutfunktsioonist kõrgema astme polünoom ei parandanud regressioonimudelit. Samas on hiljem Lemieux (2006) näidanud, et tänapäeval tuleks Mincer võrrandisse lisada kõrgema astmega tööstaaži polünoom.

Teine küsimus algupärase Mincer võrrandi kohta puudutab lineaarset seost haridusaastate ja palga vahel, mitte haridustasemete arvestamist. Intuitiivselt võib tunduda, et empiiriliselt mõõtes peaks sissetulekutes olema märgatav hüppe kindlate haridustasemete omandamisel. Sellisele loogikale põhineb ka üks inimkapitali teooria alternatiive – kredentsialism, mille kinnitamiseks toovad Cahuc ja Zylberberg (2001) näiteid USA, Saksamaa ja Prantsusmaa andmete põhjal.

Kuigi Card (1999: 1806-1807) näitas 1994-1996. aasta USA Current Population Survey andmete põhjal, et logaritmitud palga ja haridusaastate vahelist seost kirjeldab küllaltki hästi lineaarne funktsioon, siis empiirilises kirjanduses dikteerib hariduse kuju palgamudelites andmete kättesaadavus (PIAACis on haridusaastate arv tuletatud haridustasemete põhjal). Lisaks ei pruugi inimeste poolt raporteeritud haridusaastate arv olla kuigi täpne. Näiteks Card (1999: 1816) sõnul alahinnatakse haridustee kestust keskmiselt 10% võrra, kuigi see viga erineb haridustasemete lõikes. See tähendab, et hariduse koefitsent võib regressioonivõrrandis olla nihkega.

Kolmas küsimus seostub palgatunnusega? Kas see peaks olema tunni-, kuu või aastapalk ja kas logaritmitud kujul või mõnda muud moodi transformeeritud? Logaritmitud kujul palkade eelistamine empiirilises kirjanduses tuleneb jaotuslikest põhjustest – logaritmitud palgad on ligikaudu normaaljaotusega ja see kehtib ka olulisemate taustatunnuste lõikes. Samuti on logaritmitud palkade põhjal hinnatud regressioonivõrrandite tulemusi mugav tõlgendada, kuna regressioonivõrrandi koefitsendid on väikeste väärtuste korral ligikaudu võrdsed protsentuaalsete erinevustega palkades. Mis puutub sissetulekute perioodi, siis nagu Card (*Ibid.*: 1808-1809) demonstreerib, töötavad kõrgemalt haritud inimesed rohkem ja seega on regressioonivõrrandi haridusaastatel tugevam seos aastase palga kui tunnipalgaga. Nii nagu hariduse ja tööstaaži puhul dikteerivad andmed tavaliselt ette ka selle, millist palga või sissetuleku näitajat on võimalik kasutada.

Mincer võrrandi hindamisel OLSi abil saab tõlgendada vaid tunnustevahelisi seoseid. Kui huvi pakub hariduse mõju palgale, siis seda ei võimalda Mincer võrrand korrektselt hinnata, isegi kui sinna on lisatud muid taustatunnuseid inimeste kohta. Nimelt pole haridus palgavõrrandites eksogeenne muutuja ja sama kehtib antud töö kontekstis ka kognitiivsete oskuste kohta. Mõlemad tunnused sõltuvad eespool selgitatud tunnustest, näiteks inimeste vaimsest võimekusest või nende sünnipärastest mitte-kognitiivsetest omadustest. Endogeensusega kaasneb kaks nihet hariduse hinnangutes. Esiteks – võimekuse nihe. Võimekamad inimesed õpivad kauem ja saavutavad ka kõrgema sissetuleku. Viimane pole tingitud pelgalt paremast haridusest, vaid indiviidide loomupärasest võimekusest. Seega OLS meetodi palgavõrrandis hariduse mõju ülehinnatud, kuna hinnang sisaldab ka võimekuse hajuvust. Teiseks – selektsiooninihe. Mitte kõik ei asu töötama erialal, mida nad koolis omandasid. Näiteks võib ette kujutada,

et kui tasuval kohal kommunikatsioonivaldkonnas töötavad lisaks selle valdkonna kõrghariduse lõpetanutele ka keskharidusega inimesed, siis me alahindame esimese grupi puhul hariduse mõju sissetulekutele. Analoogselt kehtib ka vastupidine. Kui kõrgharidusega inimene töötab lihttöölisena mõnes sellises ehituse valdkonnas, kus valdavalt on hõivatud põhiharitud, siis OLS hariduse tunnuse koefitsient on põhiharidusega ehitaja puhul positiivse nihkega. (Cahuc ja Zylberberg, 2001: 88-90)

Card (1999) on endogeensusest tulenevaid nihkeid ja võimalikke lahendusi hariduse mõju modelleerimiseks lähemalt uurinud. Näiteks vaatab ta lähemalt instrumentmuutujate ja teiste pereliikmete hariduse info kasutamist palgavõrrandite hindamisel. Empiirilises kirjanduses on hariduse instrumentmuutujatena kasutatud sünniaega (kvartalit ja/või aastat) ja erinevaid institutsionaalseid tegureid (nt. kaugus ülikoolist või seadusemuudatused uuritava perioodil). Kõikides käsitletud uuringutes olid IV mudelites instrumenteeritud hariduse koefitsient suurem kui OLSi võrrandites. See on mõnevõrra üllatav, kuna teoreetiliselt võiks OLS meetodil hinnatud palgavõrrandis hariduse kordaja niigi positiivse nihkega olla, kuna see sisaldab endas infot ka inimese võimekuse kohta. Sellel on mitu võimalikku selgitust – OLSi hinnangud võivad haridustee kestuse mõõtmisvigade tõttu olla hoopis allapoole nihkega, instrumendid võivad hoopiski võimendada erinevusi võrrandist puuduvate tunnuste lõikes ning samuti võib juhtuda, et avaldatud teadusartiklitesse on lisatud sellised võrrandite spetsifikatsioonid, kus avalduvad suurimad kontrastid OLS ja IV hinnangutes. Card pakub juurde ka neljanda selgituse. Kui institutsionaalsed muudatused omavad mõju eelkõige madalamalt haritudes grupis (näiteks kohustusliku kooliea tõstmine keskhariduseni või kolmeaastase kutseprogrammi läbimiseni ei mõjuta neid, kes ilma selletagi otsustaksid keskhariduse või isegi kõrghariduse omandada) ning hariduse tasuvus ja kestus on negatiivselt korreleeritud (kui põhiharidusest järgneva taseme omandamine on hiljem tööturul proportsionaalselt tasuvam, võrreldes kõrghariduse omandamisega pärast keskharidust), tulevadki IV hinnangud suurema nihkega. (*Ibid*: 1834-1842) Card pakub viimasele hüpoteesile kinnitust ka empiirilisest kirjandusest.

Teiseks keskendub Card mudelitele, kuhu on kaasatud vanemate või kaksikutest õdede-vendade hariduslik taust kas kontrollmuutuja või instrumendina. Pea kõikidel juhtudel on tulemused sarnased eelnevalt kirjeldatule. Vanemate või kaksikutest õdede-vendade

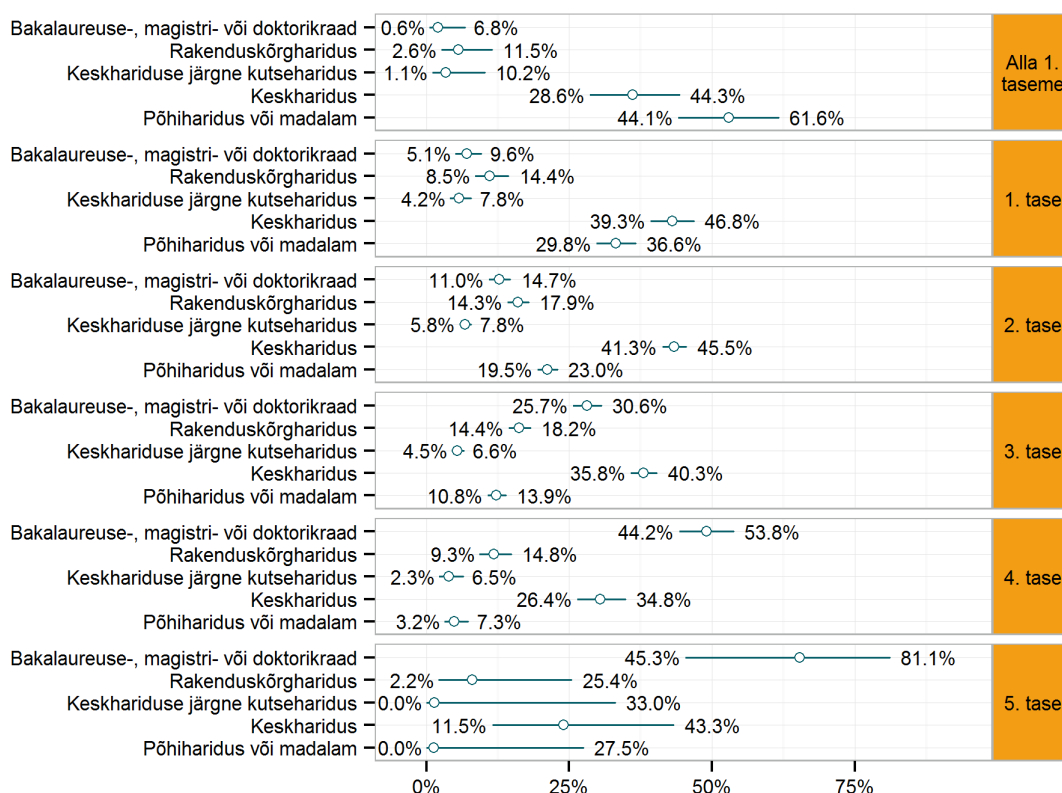
hariduse lisamine OLS võrrandisse vähendab hariduse koefitsenti, kuid instrumentmuutujana kasutades on koefitsendid suuremad. (*Ibid.*: 1842-1845)

Card jõuab järeldustele, et hariduse tasuvuse hinnangud on OLSi kasutades väikse positiivse nihkega (keskmiselt ca 10%). Instrumentmuutuja kasutamisega endogeensuse probleemiga tegelemisel võib see nihe hoopis suurenda. Samas on ka muid tunnuseid, mis võivad palgavõrrandi tulemustes olulist rolli mänguda (näiteks eelpool käsitletud hariduse kvaliteet), ja teisest küljest muid väljundeid, mida haridus mõjutab. Parema hariduse või oskuste positiivne mõju ei väljendu ainult tööturul. Sotsiaalne kasu võib avalduda näiteks paremas tervises, tööga rahulolus, madalamas kuritegevuses või suuremas osaluses ühiskonnaelus. (Card, 1999: 91-92) Samuti kõrgemas enesekindluses või motivatsioonis (näiteks Meadows ja Metcalf (2008: 364)). Tegelikult teadvustas seda juba Becker (1993: 21), vastates oma inimkapitali käsitleva õpiku kolmanda trüki eessõnas kriitikutele, kus muuhulgas mainis, et kõrgemalt haritudad inimesed on näiteks tervislikemate käitumisviisidega ja hindavad enam kultuuri.

Kui ainuüksi hariduse mõju tööturuväljunditele on empiirikas keeruline hinnata, siis oskuste lisandumine võrrandisse võimaldab küll täpsemalt hinnata, kuid mõjude modeleerumise veel raskemaks. Üheks lahenduseks võib olla võrrandite struktuurne püstitus. Heckman, Stixrud ja Urzua (2006) uurivad kognitiivsete ja mittekognitiivsete oskuste seoseid erinevate tööturuväljundite ja sotsiaalse käitumise aspektidega, hinnates struktuurivõrrandeid, kuhu on teineteisest sõltumatute latentsete tunnustena kaasatud mõlemat liiki oskused. Ühe huvitava tunnuseks leiavad nad, et kooliharidus signaleerib lisaks kognitiivsetele ka muid oskusi, mis on kooskõlas eelpool kirjeldatud Weissi (1995) tulemustega. Kuigi sel lähenemisel on see puudus, et mittekognitiivseid oskusi on väga palju ja üks latentne muutuja ei pruugi neile hea lähend olla, võib struktuurivõrrandite kasutamine osutada sobivaks meetodiks PIAACi andmete põhjal kognitiivsete oskuste uurimiseks. Praktikas on see keeruline ülesanne, kuna eeldab see tunnuste omavaheliste mõjude struktuuri korrektset kirjapanekut.

Ühe paratamatu puudusena oskuste ja palkade modelleerimisel toovad välja Cawley, Heckman ja Vitacyl (2001), kes uurivad kolme aspekti: etniliste gruppide ja sugude vahelist palgalõhet, mida kognitiivsed oskused selgitavad väga vähe; võimekuse ja hariduse lisamist regressioonivõrrandisse ja selle puudusi; ja viimaseks käitumuslike

omaduste seoseid palkadega. Käesoleva töö kontekstis on oluline just teine, palgaregressioonidega seotud probleem. Kuna haridus ja oskused on omavahel positiivselt korreleeritud (mida kõrgem haridus, seda kõrgemad oskused, ja vastupidi), on oht, et andmetes on vähe või pole üldse vaatlusi teatud haridustasemetel ja teatud oskustasemetel lõikes. Autorid toovad USA näitel välja, et väga vähe on madalate oskustega inimesi, kes on omandanud kõrghariduse, ning teisalt kõrgete oskustega inimesi, kes on kukkunud välja põhikoolist või keskkoolist. Järgnev joonis illustreerib seda probleemi PIAACi andmete põhjal Eesti kohta, eristades oskuste tasemetel viite erinevat haridustaset.



Joonis 1. Haridustasemed oskuste lõikes (PIAACi andmestik, autori arvutused)

Joonisel 1 on näha, et kõrgeimate oskustega inimeste seas on punkthinnangutel esiteks suured usalduspiirid, mis on tingitud väga vähestest vaatluste arvust sel tasemel (Eestis on vähe matemaatilise kirjaoskuse tippe). Teiseks on keskhariduse järgse kutseharidusega ja kuni põhiharidusega inimeste punkthinnangud väga laiad, mis viitab nendel tasemetel üldiselt vähestele vaatlustele. Nagu Cawley, Heckman ja Vitacyl (2001) välja tõid, on ka

vähe neid inimesi, kellel on madalad oskused, kuid kõrge haridus. Palgaregressioonides tähendab see, et seoseid mõne kategooria lõikes ei olegi võimalik tuvastada.

Praegune ja eelnev alapunkt peaksid andma ülevaate ühest küljest inimkapitali mitmekülgsusest, kuna see hõlmab erinevaid oskusi; arvukatest väljunditest, mis avalduvad nii tööturul (hõive tõenäosuse, palga või tööga rahulolu kaudu); ja mõõtmisega seotud probleemidest. Kui viimane punkt mõjutab oluliselt antud töös empiiriliste tulemuste tõlgendamist, siis inimkapitali mitmekülgsus ja selle väljundid annavad aimu sellest, et kognitiivsete oskuste seos palgaga on vaid väike osa terviklikust inimkapitaliga seotud valdkonnast.

1.3. Empiirilisi tulemusi oskuste ja hariduse seosest palgaga

Käesolevas alapunktis on esitatud empiirilisi tulemusi kognitiivsete oskuste tasuvuse kohta ja peamiselt on käsitletud IALSi või ALLSi andmete põhjal tehtud analüüse. Nendes uuringutes mõõdetud oskused on võrreldavad PIAACi raames uuritud oskustega. Mõned analüüsid on juba avaldatud ka uute PIAACi andmete pealt (näiteks Hanushek *et al.* (2013) uurivad oskuste tasuvust rahvusvaheliselt), kuid peamiselt on seni avaldatud ülevaateid uuringus osalenud riikide või OECD üldiste tulemuste kohta (näiteks OECD (2012) annab ülevaate kõigis uuringus osalenud riikidest ja Halapuu ja Valk (2013) Eestist). Muidugi on üksikutes riikides läbi viidud ka eraldiseisvaid küsitlusi, mille põhjal oskuste tasuvust on analüüsitud. Näiteks võib tuua Skills Survey Suurbritannias, National Adult Literacy Study USA-s, samuti on tööturul levinud kognitiivseid oskusi arendavad koolitused (Skills for Life Suurbritannias), kuigi viimast laadi koolitused puudutavad pigem elukestva õppe valdkonda.

Üks suundasid empiirilises kirjanduses on uurida, milline on hariduse ja oskuste seos palkadega ning need seosed muutuvad, kui mõlemad tunnused regressioonivõrrandisse lisada. ALLSi tulemuste rahvusvahelises analüüsis (OECD ja Statistics Canada (2011: 113-116)) hinnatakse uuringus osalenud riikide kohta palgavõrrandid pakkumisepoolsete teguritega, mis sisaldavad nii indiviidi enda kui ka tema vanemate haridustaset ja matemaatikaoskuste taset. Parem matemaatikaoskus on kõigis riikides peale Šveitsi seotud kõrgema palgaga.

Arvukad analüüsid ALLS ja IALS andmetel näitavad, et kognitiivsetel oskustel (lugemis- ja matemaatilisel kirjaoskusel) on tugev seos tööturuväljunditega – palga ja hõives olemise tõenäosusega (näiteks Barrett (2012) ja Shomos (2013) Austraalia kohta; De Coulon *et al.* (2007) rikkaliku taustainfo põhjal Suurbritannia kohta; Green ja Ridell (2001) Kanada kohta; Blau ja Kahn (2001) erinevate riikide kohta). Mõnes analüüsis on leitud, et matemaatikaoskuste seos palkadega on tugevam kui lugemisoskusel. Selliseid tulemusi raporteerivad näiteks McIntosh ja Vignoles (2001), Denny *et al.* (2000), Dougherty (2003) ning värskete PIAACi andmete pealt ka Hanushek *et al.* (2013: 38-42). Samas on näiteid ka sellistest uuringutest, mis kognitiivsete oskuste olulist seost palgaga ei kinnita (näiteks Denny ja Doyle (2010)).

Nagu teooriate ülevaates kirjeldatud, on tööturu nõudluse poole tegurid palkade hindamisel oluliseks infoallikaks ja üldiselt vastavate andmete olemasolul seda infot ka arvesse võetakse. Leuven *et al.* (2004) kasutavad nõudluse ja pakkumise olulisuse ilmestamiseks küllaltki lihtsat püstitust, kus suhteline pakkumine sõltub oskuste tasemete osakaalust populatsioonis võrreldes mingi baasriigiga ning suhteline nõudlus sellest, kui suur osakaal erinevatel oskuste tasemetel on hõivatud. Juba selline lihtne püstitus selgitab küllaltki hästi riikidevahelisi erinevusi madala ja keskmise oskustasemega inimeste palkades. Küllaltki analoogne raamistik leiab kasutust ka käesolevas töös, kuigi suhtelise pakkumise asemel on vaadatud absoluutset kõrgete oskustega inimeste osakaalu riikides ja nõudluse pool keskendub palkadele, mitte hõivele.

Hea taustainfo olemasolul on võimalik nõudluse poole tegureid palju täpsemalt arvesse võtta. Earle (2009) uurib Uus-Meremaa IALS andmete põhjal pakkumispoolsete tunnuste seoseid palkadega nii ametikohtade (9 ISCO taseme) kui ka ettevõtete tegevusalade lõikes. Erinevate gruppide vahelised tulemused on väga heterogeensed. Tegevusalade lõikes on palgad igal pool oskustega statistiliselt olulisel määral seotud, haridus aga põllumajanduses ja ehitussektoris mitte. Paljude ametikohtade lõikes (eriti madalama oskustemahukusega ametitel) on hariduse seos palkadega ebaoluline, lihttöölise palkadel puudub lisaks seos ka matemaatikaoskuste skooriga. Küsimusele, miks seosed ametikohtade lõikes varieeruvad, otsib vastust Carbonaro (2005), kes leiab, et erinevusi aitavad selgitada oskuste nõudmised töökohal ja ametiühingusse kuuluvate töötajate osakaal.

Eelpool juba mainitud Desjardins ja Rubenson (2011) lähevad veelgi täpsemaks ja arvestavad palgavõrrandis taustateguritena nii ettevõtte suurust, haru, ametikoha oskumahu kui ka oskuste taseme ja ametikohal vajaminevate oskuste ebakõla. Viimane aspekt mängib rolli nii hõive tõenäosuse hindamisel binaarse tunnusega mudelis kui ka palgaregressioonis. Huvitava tulemusena leiavad autorid, et muude taustategurite mõju elimineerides jääb oskuste ülejäägiga (kõrgete oskustega indiviidid madalaid oskusi nõudval ametikohal) inimeste palk alla oskuste puudujäägiga (madalate oskustega indiviidid kõrgeid oskusi nõudval ametikohal) inimeste omale. Samas põhinevad need tulemused üheksa riigi ühendatud andmetel, mis jätab tähelepanuta riikidevahelise heterogeensuse. Oskuste ja hariduse tasuvus võivad eri riikides olla palgaga erinevat moodi seotud, nagu ilmestavad ka käesoleva töö empiirilise osa tulemused.

Lisaks nõudluse ja pakkumise poole teguritele on empiirilises kirjanduses tähelepanu pööratud ka institutsionaalsetele aspektidele. Need võivad mängida rolli nii riikide siseselt kui ka riikide vaheliselt. Näiteks Sakellariou (2011) uurib oskuste ja palkade vaheliste seoste erinevused avalikus ja erasektoris ja leiab, et Norras hinnatakse avalikus sektoris rohkem oskusi, erasektoris haridust.

Riikidevahelisi erinevusi uurides on üheks oluliseks institutsionaalseks teguriks haridussüsteem. Van der Werfhorst (2011) uurib IALS andmete põhjal oskuste seost palgaga, kasutades faktoranalüüsi kolme oskuse koondamiseks, ja leiab, et see on väiksem riikides, kus on tugevam kutsehariduse süsteem. Neis riikides õpetatakse noortele töajuturul vajaminevaid oskusi ja hariduse hajuvus kirjeldab regressioonimudelites ilmselt ära oskuste oma. Selles valguses tasub hariduse ja oskuste seoseid palgaga erinevates uuringutes käsitleda ettevaatlikkusega, kui analüüs põhineb vaid ühel riigil. Kutsehariduse intensiivsust erinevates riikides mõttis van der Werfhorst lihtsalt kutsehariduses osalenute osakaaluga.

Hoolimata hindamismeetodite puudustest räägivad erinevate uuringute tulemused siiski ühte keelt: kognitiivsed oskused mängivad olulist rolli palkade kujunemisel. Teooriast lähtuvalt peaks kõrgemate oskuste kasutamine tööturul tähendama ka kõrgemat tootlikkust. Kui sellise arutluskäiguga liikuda indiviidi tasandist kõrgemale, peaksid gruppide keskmised skoorid olema kooskõlas nende gruppide mingi mõõdetava arengunäitajaga. Vaadeldes grupitasandil riike, peaksid kõrgemad oskused aitama

selgitada riikide erinevat arengutaset. Selles valguses käsitlevad Hanushek ja Woessmann (2008) lähemalt hariduse, oskuste ja majandusliku arengu küsimust, keskendudes põhjalikult meetodilistele probleemidele, mida eelpool kirjeldati.

Hanushek ja Woessmann (2008: 636-637) demonstreerivad kognitiivsete oskuste taseme ja majandusarengu vahelist tugevat seost aegridade põhjal. Autorid kontrollivad ega see seos ei järgi loogikat, et suur majanduskasv võimaldab teha haridusse rohkem investeringuid, mis omakorda tõstab kognitiivsete oskuste taset. See hüpotees ei leia kinnitust. Konkreetsetest riikidest torkab silma USA näide. Antud riik on näidanud kiiret majanduskasvu, ent ometi ei kuulu ta kognitiivsete oskuste testides kunagi edukamate riikide sekka. Selline anomaalia seab oskuste tähtsuse uurimise väikese kahtluse alla, kui mõelda selle valdkonna analüüsimise rakenduslikule vajadusele.

USA positsiooni selgitus on väga lihtne. Kvaliteetne tööjõud on majanduskasvuks küll tarvilik aga kaugelki mitte piisav tingimus. Toimiv (ja avatud) turg, õigussüsteem ja avalik sektor on samuti vajalikud tingimused majandusarenguks. Lisaks võib mainida töötajate ja kapitali vaba liikumist, madalat maksukoormust, vähest riigipoolset sekkumist majandusse. USA puhul tuleb arvesse võtta heal tasemel ülikoole, mille lõpetajad panustavad ilmselt oluliselt majanduskasvu. Ka autorid leiavad, et rahvusvaheliste tippude osakaal riigis on väga tugevalt seotud majanduskasvuga. Teisisõnu – keskmine tulemus loeb, kuid veelgi olulisem on üksikute tippude olemasolu! (*Ibid.*: 645)

Need tulemused ilmestavad oskuste olulisust makrotasandil, mis tähendab, et hariduse ja kognitiivsete oskuste edendamine on poliitikameetmete seisukohalt tähtis küsimus. Seetõttu on oluline selgeks teha, missugused investeringud haridusse toovad kaasa oskuste kasvu ja kuidas suuremad oskused majanduslikku arengut toetavad. (*Ibid.*: 616)

PISA, PIAAC ja viimase eelkäijad ongi olemuslikult rakenduslikul eesmärgil koostatud. Ühelt poolt viitab oskuste nõrk tase puudujääkidele riigi haridussüsteemis. Teisest küljest on võimalik uuringute erinevate lainete jooksul või ka uuringute siseselt vanusegruppide lõikes hinnata riigis rakendatud poliitiliste meetmete tulemuslikkust. Näiteks tuuakse OECD esmases PIAACi andmete analüüsis välja Soome ja Lõuna-Korea tulemuste suur variatsioon vanusegruppide lõikes, kus noorte oskuste tase ületab selgelt vanemate oma.

See viitab õnnestunud muudatustele nende riikide haridussüsteemis. Samad riigid on edukaimate seas ka PISA uuringutes. (OECD, 2013a: 105-106)

Järgmise peatüki empiiriline analüüs keskendub erinevate OLSi abil hinnatud regressioonimudelite analüüsimisele ja rahvusvahelise võrdluse esitamisele ning ei pretendeeri rakenduslike järelduste tegemisele selle kohta, kas või kui palju tuleks panustada täiskasvanute oskuste arendamisele.

2. OSKUSTE TASUVUS EESTIS JA RAHVUSVAHELISES VÕRDLUSES

Enne oskuste hindamise juurde minemist tuleb empiirilises peatükis esiteks vaatluse alla PIAACi andmestik ja selle meetodilised eripärad, mis muudavad tulemuste leidmise küllaltki arvutustemahukaks. Samuti leiab esimeses alapunktis käsitlust oskuste ja hariduse täpsem kasutamine edasises analüüsis. Seejärel on fookus suunatud antud töös kesksel kohal olevatele tunnustele – uuritud on matemaatilise kirjaoskuse taset eri riikides ning palkade hajuvust. Oskuste, hariduse ja palga vaheliste seoste täpsemaks uurimiseks on kolmandas alapunktis hinnatud erinevate püstitustega regressioonivõrrandeid Eesti kohta. Peamine tähelepanu on pakkumisepoolsetel teguritel. Kuigi nõudlusepoolsed taustatunnused parandavad mudelite selgitusvõimet, on nende tulemuste tõlgendamine keerulisem. Viimases alapunktis on toodud rahvusvaheliste tulemuste võrdlus nõudluse ja pakkumise raamistikus, kus hinnana on käsitletud oskuste tasuvust pakkumisepoolsete teguritega hinnatud regressioonivõrrandis ja kogusena kõrge matemaatilise kirjaoskusega inimeste osakaalu tööturul.

2.1. PIAACi oskuste hindamine, uuringu disain ja riikide valim

Nagu sissejuhatuses mainitud, mõõdeti PIAACi uuringu raames kolme olulist infotöötlusoskust: funktsionaalset lugemis-, matemaatilise kirja- ning tehnoloogiarikkas keskkonnas probleemilahendusoskust. Nende oskuste skooride tuletamine tugineb üksikvastuste teorialle (IRT – item response theory) ja latentse tunnusega regressioonivõrrandi hindamisele.

IRT kasutamise põhjus peitub selles, et kognitiivsete oskuste mõõtmisel saab usaldusväärseima tulemuse võimalikult suure hulga ülesannete põhjal. Samas on mahukate testide (levinud on näiteks umbes 70 ülesandega testid) läbiviimine suurtes valimites keeruline, kuna sellega kaasnevad kõrged kulud. Väikeste valimite põhjal ei saa

aga teha järeldusi suuremate gruppide, veel enam riikide kohta. Olukorras, kus tahetakse hinnata oskuste jaotusi kõrgemal kui indiviidi tasemel, ongi abi IRT-st. Arvukad ülesanded jagatakse erinevatesse küsimustikesse nii, et küsimustikud on ülesannete kaudu omavahel seotud. Iga uuringus osaleja saab seega vastamiseks üksikute ülesannetega küsimustiku ja paljude indiviidide tulemuste pealt võimaldab IRT-mudel hinnata ülesannete parameetrid. Need parameetrid on järgmises etapis sisendiks latentse tunnusega regressioonivõrrandi hindamisel, kus kasutatakse lisaks muud teavet indiviidide kohta, näiteks tema hariduslikku tausta ja vanust. PIAACis pakkus muud teavet ulatuslik taustaküsimustik. Et latentse tunnuse ebamäärasusest tingitud võimalikku hajuvust arvesse võtta, eeldatakse selle normaaljaotust ja võetakse sealt 10 juhuslikku tõepärast väärtust kognitiivsete oskuste kohta. (OECD, 2013c: ptk. 17) Käesolevas töös esitatud tulemused põhinevad kümne matemaatilise kirjaoskuse võimaliku väärtuse põhjal tehtud arvutustele. Vaid oskuste ja palkade hajuvust ning palkade jaotusi kirjeldavad joonised põhinevad esimesele tõepärasele väärtusele.

Uuringu läbiviimise koha pealt tasub veel välja tuua PIAACi meetodiline uuenduslikkus. Ülesandeid lahendati valdavalt arvuti abil, kuid neid ei jagatud vastajatele päris juhuslikult. Küsimustikud olid erineva raskusastmega ning tõenäosus saada teatud raskusastmega küsimustikku sõltus inimeste taustatunnustest. Arvesse võeti haridustaset, emakeelt ja arvutioskuste baastaset. Kohalikku keelt emakeelena kõnelevatele, kõrgema haridusega ja parema arvutikasutamise baasoskustega inimestele sattus suurema tõenäosusega keerulisem küsimustiku versioon. Et küsimustikke lahendati kahes etapis, võeti teises etapis arvesse ka esimese tulemusi. (*Ibid.*: Ch. 1, pp. 8-13)

Lisaks komplekssele uuringu struktuurile pöörati PIAACis olulist tähelepanu ka andmete kaalumisele, et täita laias laastus kolme liiki eesmärke: esiteks – saada võimalikult täpsed hinnangud, minimeerides nihked, mis tulenesid mõne alamgrupi üle- või alaesindatusest või mittevastamisest; teiseks – muuta andmed üldkogumile (ehk riikide elanikkonnale) vastavaks, kasutades selleks võimalikult täpsed täiendavaid andmeallikaid (näiteks Rahvaloenduse tulemusi, registriandmeid); ja kolmandaks – hõlbustada replikatsioonikaalude rakendamist. Täpsem info kaalumisel kasutatud tunnuste kohta on toodud OECD tehnilises raportis PIAACi uuringu kohta (OECD: 2013c, ptk. 15), kuid olgu siinkohal mainitud, et Eestis kasutati kaalumise eri etappides järgmisi

taustatunnuseid: vanus, sugu, emakeel, kõrgharitude osakaal, töötuse määr, asulatüüp ja maakond. Kahjuks ei sisalda avalikult ligipääsetavad andmed kahte viimast tunnust ja neid pole palgavõrrandites arvesse võetud. (*Ibid.*: lk 15)

Seega tuleb PIAACi andmete analüüsil hajuvuse korrektseks hindamiseks arvestada nii valimi keerukat struktuuri kui ka 10 tõepärase väärtuse esitamist kognitiivsete oskuste kohta. Hajuvuse nihketa hinnangute arvutamiseks leiti PIAACi uuringus jackknife1 ja jackknife2 replikatsioonimeetodite abil alamvalimid ja nende replikatsioonikaalud. Meetodi valik sõltus valimi struktuurist (kas valimi koostamisel kasutati kihistamist või mitte ja kui kasutati, siis kui mitme tunnuse põhjal). Enamikes riikides leiti 80 replikatsioonikaalu jackknife1 ja jackknife2 meetodite abil. Sisuliselt ei oma antud töö kontekstis rolli see, et mõnes riigis kasutati replikatsioonide loomisel jackknife1 meetodit – hajuvuse hinnangud peaksid olema nihketa. (*Ibid.*: lk 26-28) Küll aga on tulemuste korrektseks arvutamiseks lähtunud iga riigi puhul vastavast replikatsioonimeetodist ja replikatsioonide arvust.

Eelneva põhjal võib öelda, et PIAACi andmete analüüsimine on arvutusmahukas. Hajuvuse hindamisel tuleb arvestada nii uuringu disaini kui ka kümnet erinevat tõepärast väärtust. Vastav arvutuskäik on toodud järgneva võrrandiga.

$$V_{Tot}(\hat{Y}) = \left[\sum_{p=1}^P \left(f * \sum_{r=1}^R (\epsilon_{r,p} - \epsilon_{0,p})^2 \right) * \frac{1}{P} \right] + \left[\left(1 + \frac{1}{P} \right) * \frac{\sum_{p=1}^P (\epsilon_{0,p} - \bar{\epsilon}_{0,p})^2}{P-1} \right] \quad (6),$$

kus:

- $V_{Tot}(\hat{Y})$ tähistab koguhajuvust;
- f on kordaja, mis sõltub replikatsioonimeetodist (jackknife1 ja jackknife2 puhul vastavalt 1 ja $\frac{\text{replikatsioonide arv}-1}{\text{replikatsioonide arv}}$);
- P tähistab tõepärase väärtuste arvu, ehk antud juhul $P=10$;
- R tähistab replikatsioonide arvu (PIAACis sõltuvalt riigist 80, 60 või 45);
- $\epsilon_{r,p}$ on r -nda replikatsioonikaalu ja p -nda tõepärase väärtuse keskmise punkthinnang;
- $\epsilon_{0,p}$ tähistab p -nda tõepärase väärtuse punkthinnangut, kasutades valimikaale;
- ja $\bar{\epsilon}_{0,p}$ tähistab 10 tõepärase väärtuse keskmist, kasutades valimikaale.

Ülaltoodud võrrandi esimest komponenti (valimi variatsiooni) pole Stata statistikaprogrammi kasutades tarvis käsitsi läbi teha – seda võimaldab automaatselt korrektse svy-raamistiku defineerimine. Võrrandi teise poole (tõepäraste väärtuste imputeerimisest tuleneva variatsiooni) arvutuste automatiseerimiseks on antud töös kasutatud Andres Võrgu kirjutatud vastavat Stata koodi. Välja arvatud eespool mainitud juhtudel on edasises töös osakaalude ja regressioonitulemuste arvutamisel mõlemat hajuvuse komponenti arvesse võetud.

PIAACi uuringu andmed on avalikud 22 riigi jaoks, sisaldades kokku üle 150 000 vaatluse. Antud töös kujuneb analüüsitava valimi maht tunduvalt väiksemaks, kuna esiteks jääb kõrvale mitu riiki ning teiseks keskendume ainult hõivatutele, jätame kõrvale ettevõtjate andmed ja alla 25-aastased uuringus osalejad. Puuduvate palgaandmete tõttu jäävad riikidest jäävad kõrvale Austria, Kanada, Saksamaa, Rootsi ja USA.

Samuti jääb käesolevast analüüsist kõrvale Venemaa, mille andmete usaldusväärsusega on probleeme. Nimelt kõrvaldati Venemaa andmebaasist üle 1 200 vaatluse, sealhulgas kõigi 8 Moskvas tegutsenud intervjuerija kogutud tulemused. Seega pole Venemaa tulemused laiendatavad kogu riigile. (OECD, 2013b: Lisa 7, lk 106-107) Analüüsi alles jäänud riigid ja vaatluste arvud nende kohta on esitatud järgmises tabelis. Lisaks eeltoodud põhjustele kärpis vaatluste arvu paljade ülemise ja alumise protsentiili eemaldamine ning puuduvad väärtused mõne taustatunnuse lõikes.

Tabel 1. Valimite maht riigiti.

Riik	Vaatlusi esialgses valimis	Üle 24-aastased palgatöötajad
Belgia	5 463	2 465
Tšehhi	6 102	2 256
Taani	7 328	3 930
Eesti	7 632	3 527
Soome	5 464	2 931
Prantsusmaa	6 993	3 378
Iirimaa	5 983	2 535
Itaalia	4 621	1 718
Jaapan	5 278	2 909
Korea	6 667	2 803
Holland	5 170	2 641
Norra	5 128	3 022
Poola	9 366	2 382
Slovakkia	5 723	2 270

Hispaania	6 055	2 269
Suurbritannia	8 892	4 234
Kokku	101 865	45 270

Allikas: PIAACi andmebaas.

Lisas 1 on toodud ülevaade peamistest vähemalt 25-aastaste palgatöötajate taustatunnustest riikide lõikes. Mõningaid erinevusi esineb soo ja vanusegruppide lõikes. Eesti on üks vähestest riikidest, kus naiste osakaal on suurem (55%), kuid torkab silma ka vanemaaliste palgatöötajate suurema osakaaluga. Selged erinevused riikide vahel ilmnevad vastajate päritolus. PIAACi küsimustikus on info selle kohta, kas vastaja sündis riigis, kus küsitlus läbi viidi, ja kas ta kõneles uuringu läbiviimise keelt emakeelena. Mõnes riigis, sealhulgas Eestis, viidi uuring läbi mitmes keeles. Eesti puhul võtsime päritolu kõrval arvesse ka kodus kõneldavaid keeli; mittekohalike sekka on Eestis loetud ka need, kes ei kõnele eesti keelt esimese ega teise koduse keelena, kuigi on siin sündinud. Teiste riikide puhul sellist eristust ei ole tehtud ja kuna näiteks Jaapanis, Koreas, Poolas ja Tšehhis on mittekohalike osakaal alla 5%, ei ole neis riikides antud tunnust regressioonivõrranditesse kaasatud.

Ka haridustasemete osas esineb riikide vahel märgatavaid erinevusi. Ühest küljest kajastavad toodud tulemused töötajate objektiivseid erinevusi haridustasemetes (näiteks Eestis kõrge haridustasemega ligi 50%, Itaalias alla 20%). Teisalt erinevad riikide haridussüsteemid üksteisest ja haridustasemete kolmene jaotus pole ISCED koode järgides kõikjal ühesugune (näiteks Prantsusmaal on põhiharidus märgitud keskmiseks haridustasemeks, muudes riikides valdavalt madalaks). Haridussüsteemide eripärade tõttu keskendub edasine analüüs kolmele tasemele ja selline jaotus jätab igale tasemele rohkem vaatlusi. Lisaks püüavad tasemed kinni mittelineaarsed seosed haridusaastate ja logaritmitud palkade vahel.

I tase hõlmab algharidusega ja põhiharidusega inimesi, millele vastavad ISCED tasemed 1 ja 2, ning põhihariduse baasil alla 2-aastase kestusega kutseharidusega inimesi (ISCED 3C-lühike). II taseme alla liigitatakse keskharidusega ja üle 2-aastase kutsehariduse lõpjetajad, ehk ISCED tasemed 3A, 3B ja 3C-pikk (kuigi Prantsusmaal on osad neist liigitatud III taseme alla) ning teise taseme järgne ja kolmanda eelne haridus (ISCED 4A, 4B ja 4C). III tase sisaldab nii rakenduslikku kui ka akadeemilist kõrgharidust ehk ISCED

tasemeid 5A, 5B ja 6 (kuigi Soomes liigitatakse rakenduskõrgharidusega inimesed, ehk ISCED 5B, II haridustaseme alla). ISCED tasemete kirjeldamisel on lähtunud Statistikaameti Tasemehariduse statistika käsiraamatust. (Rummo, 2014) Edasises töös viidatakse neile kolmele tasemele ka kui vastavalt madal haridustase, keskharidus või keskmise haridustase ja kõrgharidus või kõrge haridustase.

Täiendavat teavet kolme haridustaseme kohta pakub PIAACi taustaküsimustikus info inimeste pooleliolevate ja katkestatud õpingute kohta. Edasises töös on pooleli jäänud või veel kehtvat haridust kõrgemal tasemel avesse võetud, kuna see aitab selgitada nii matemaatilise kirjaoskuse kui ka logaritmitud palkade erinevusi. Lisas 4 toodud kohandatud Waldi testi tulemused näitavad, et kõrgemal tasemel õppinute ja mitteõppinute vahel on statistiliselt olulised erinevused matemaatilise kirjaoskuse skoorides keskmisel, paljudes riikides ka madalal ja/või kõrgel haridustasemel. Logaritmitud palkade erinevusi haridustasemete lõikes aitab see tunnus samuti selgitada, kuigi veidi vähem. Kahes riigis – Hollandis ja Jaapanis, pole kolmel haridustasemel palkades statistiliselt olulisi erinevusi.

Sisuliselt võib kõrgemal tasemel lõpetamata hariduse tunnus kanda endas kahte liiki infot vastaja kohta. Esiteks tähendab kõrgemal tasemel õppimine seda, et inimene on omandanud lisateadmisi, millega võivad kaasneda kõrgemad kognitiivsed oskused. Äärmuslikematel juhtudel võib ette kujutada keskkooli lõpuklassi jõudnud noort, kellel jäi tasemeõppe lõpetamata üksiku läbikukunud eksami tõttu. Formaalselt vastab sellise inimese haridus madalale tasemele, kuid tõenäoliselt on tema infotöötlusoskused paremad, võrreldes põhikooli lõpetanud ja otse tööle siirdunudega. Samuti võib ette kujutada bakalaureuseõppe peaaegu läbinud inimest, kellel jäi kirjutamata lõputöö. Formaalselt on tegemist keskmise haridustasemega inimesega, kuid tema infotöötlusoskused ületavad ilmselt keskmise haridustasemega inimeste keskmist taset.

Eelmises lõigus kirjeldatule saab teiselt poolt vastu väita, et inimesed, kellel kõrgem haridustase lõpetamata jäi, ei pruukinud olla õpingutele pühendunud ja samuti ei ole teada, kui kaua nad täpsemalt edasi õppisid. Seda laadi teave võib olla seotud inimeste mittekognitiivsete omadustega, mis seostuvad püsivuse või järjekindlusega. Need võivad avaldada oskustele ja eelkõige palkadele negatiivset mõju ja seeläbi vähendada kõrgema taseme õpingutest – olgugi et lõpetamata, tulenevat positiivset mõju oskustele ja

palkadele. Neid kahte efekti eristada on keeruline ja see ei mahu käesoleva töö piiresse. Seega tuleb tulemuste tõlgendamisel lõpetamata hariduse tunnuse puhul neid kahte vastupidise suunaga efekte teadvustada.

Kirjeldava statistika tabelist saab infot ka ametikohtade oskumahukuse ja elukaaslase olemasolu kohta, kuid peamiselt pakub antud töö raames huvi matemaatikaoskuste tase. Lisas 1 on toodud tulemustes torkavad kõrgete skooridega riikide hulgas silma Skandinaaviamaad ja Jaapan, madalate tulemustega Lõuna-Euroopa riigid ja Iirimaa. Eesti tulemused jäävad keskmike hulka. Täpsemalt ülevaate matemaatilise kirjaoskusest erinevates riikides annab järgmine alapunkt.

Regressioonianalüüsi ja kirjeldava statistika seisukohalt on aga olulised gruppide keskmised ja Lisa 4 viitab sellele, et keskmiste lõikes on erinevusi kõrgemalt tasemel õppinute ja mitteõppinute vahel. Ennekõike avaldub see oskustes, kuid vähemal määral ka palkades.

2.2. Ülevaade PIAACi matemaatilistest oskustest Eestis ja teistes riikides

Matemaatikaülesandeid lahendasid PIAACi küsitluses pea kõik osalejad (ca 99%) ning käesoleva töö fookuses olevas valimis on rahvusvahelistes andmetes puudu vaid 5 inimese oskuste skoorid. PIAACis mõõdetud matemaatilise kirjaoskuse tulemus on skaalale 0 kuni 500 ja Lisas 1 on käesolevas töös uuritud riikide lõikes toodud ära nii selle keskmine skoor kui ka tulemuste osakaalud erinevatel raskustasemel. Järgnevalt on välja toodud nende tasemete täpsem sisu. Kuna Halapuu ja Valk (2013: 25) on samuti neid tasemeid käsitlenud, on siinkohal esitatud nende tõlge OECD tasemete definitsioonist.

5. tase, 376-500 punkti. Ülesanded nõuavad vastajalt keerukate esitusviiside ja abstraktsete ning formaalsete matemaatiliste ja statistiliste ideede mõistmist, mis võivad olla paigutatud keerukatesse tekstidesse. Vastajal võib ülesannete lahendamiseks vaja minna erinevat tüüpi matemaatilise info ühendamist, selle mõistmist ja tõlgendamist, järelduste tegemist, matemaatiliste väidete või mudelite arendamist või nendega töötamist, lahenduste või valikute selgitamist, hindamist ja kriitilist tagasisidestamist.

4. tase, 326-375 punkti. Ülesannete lahendamiseks on vaja mõista keerukat abstraktset matemaatilist infot, mis võib olla paigutatud tundmatusse raamistikku. Vastaja peab õige vastuseni jõudmiseks läbima mitmeid samme ning valima asjakohased probleemi-lahendusstrateegiad ja -tegevused. Ülesanded nõuavad koguste ja andmete, statistiliste näitajate ja tõenäosuse, ruumiliste suhete, muutuste, osakaalude ja valemite analüüsi ning keerukat arutluskäiku. Ülesannete lahendamiseks võib vaja minna ka sügavalt läbimõeldud argumente või ammendavate selgituste andmist vastuse või valiku põhjendamiseks.

3. tase, 276-325 punkti. Vastaja peab mõistma ebaselgemalt sõnastatud, mitte alati tuttavas raamistikus, keerukamal viisil esitatud matemaatilist infot. Ülesannete lahendamine nõuab mitmesammulist lähenemist. Tarvis võib minna probleemi-lahendusstrateegiate ja nendega seonduvate tegevuste hulgast valikute tegemist. Ülesannete lahendamiseks on vaja numbrilise ja ruumilise taju kasutamist; sõnalises või numbrilises vormis esitatud matemaatiliste seoste, mustrite ja osakaalude mõistmist ning nendega töötamist; tekstides, tabelites ja joonistel esitatud andmete ning statistiliste näitajate lihtsamat analüüsi ja tõlgendamist.

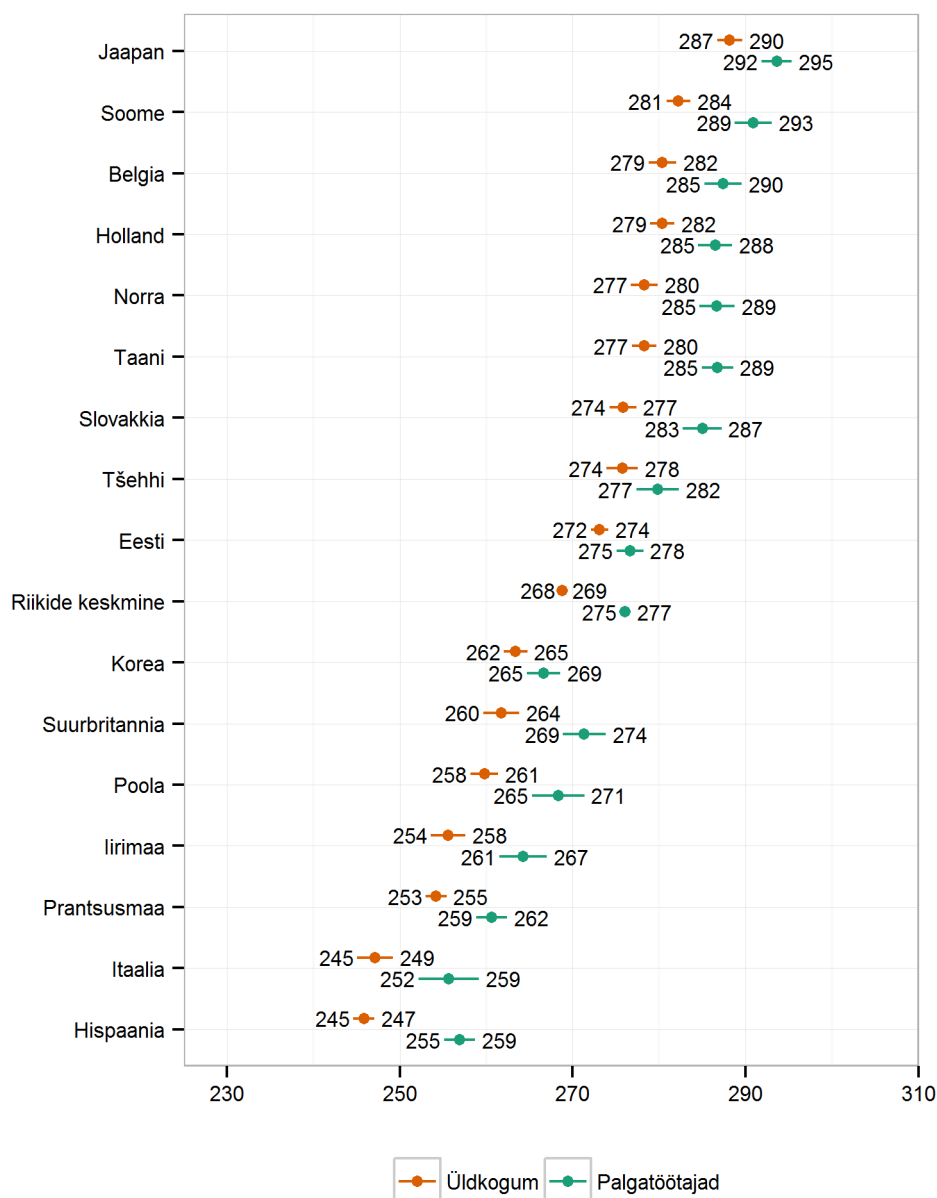
2. tase, 226-275 punkti. Vastaja peab ülesannete lahendamiseks vajaliku matemaatilise info leidma erinevas taustsüsteemis esitatud info hulgast, kus matemaatiline sisu on üsna selgelt eristatav ja kus muud häirivad infot on suhteliselt vähe, ning sellele vastavalt tegutsema. Ülesannete lahendamiseks on vaja kahe- või enamasammulist lähenemist, kusjuures tarvis võib minna näiteks täisarvude, kümnendmurdude, protsentides väljendatud osade ja harilike murdudega tehtavaid arvutusi; lihtsamaid mõõtmisi ja ruumilise esitusviisi mõistmist; hinnangute andmist; suhteliselt lihtsate tekstides, tabelites või joonistel sisalduvate andmete ja statistiliste näitajate tõlgendamist.

1. tase, 176-225 punkti. Ülesanded nõuavad vastajalt lihtsate matemaatiliste toimingute teostamist tuttavas, konkreetselt piiritletud raamistikus, kus matemaatiline sisu on esitatud selgesõnaliselt koos vähese teksti ja väga vähese hulga segava teabega. Ülesannete lahendamine eeldab enamasti ühe- või kahesammulist protseduuri, mis sisaldab nt lihtsate matemaatiliste tehete teostamist, protsendi olemuse mõistmist või lihtsal, tavapärasel graafilisel või ruumilisel viisil esitatud infot endale vajaliku info asukoha kindlakstegemist, selle määratlemist ja kasutamist.

Alla 1. taseme, 0-175 punkti. Vastajal, kelle matemaatiline kirjaoskus on alla 1. taseme, on raskusi paljude 1. taseme ülesannete lahendamiseks. Küll aga tuleb ta edukalt toime väga lihtsate, konkreetsetes tuttavas raamistikus püstitatud ülesannete lahendamiseks, kus matemaatiline sisu on esitatud väga selgesõnaliselt ja kus teksti või muid segajaid ei ole üldse või on väga vähe ning mis eeldavad ainult lihtsate tegevuste teostamist (loendamist, järjestamist, kõige lihtsamate aritmeetiliste tehete teostamist täisarvude või rahalises vääringus esitatud suurustega, lihtsa ruumilise esitusviisi mõistmist).

Nii Lisas 1 esitatud tasemetes kui ka edaspidi oskuste kategooriatega seotud tulemustes on kokku tõstetud kaks alumist (ehk alla 1. taseme ja 1. tase) ja kaks ülemist (ehk 4. ja 5. tase), kuna kõige alumisel ja kõige ülemisel tasemel on liiga vähe vaatlusi (vastavalt ca 1% ja ca 3,5% vaatlustest). Järgmisel joonisel on esitatud PIAACis mõõdetud matemaatikaoskuste keskmised tulemused riikide lõikes kõikide vaatluste ning ainult palgatöötajate kohta. Riigid on järjestatud esimese grupi keskmiste järgi.

Jooniselt 2 torkab silma, et riikidesisene varieeruvus on võrdlemisi väike, mis on tingitud küllaltki suurest vaatluste arvust, samas kui riikidevaheline varieeruvus on suur – üldkogumis Jaapani ja Hispaania vahel üle 40 punkti. Eesti tulemus on riikide keskmike seas, kuigi veidi kõrgem valimisse kuuluvate riikide keskmisest. Samas jääb Eesti skoor umbes 20-25 punktiga alla kahele kõrgeima tulemusega riigile – Soomele ja Jaapanile. Vaatluse all olevatest Ida-Euroopa riikidest jääb Eesti keskmine paari punktiga alla Slovakkiale ja Tšehhile, kuid on kõrgem Poola keskmisest. Vaid kahes riigis ületab keskmine skoor 290 punkti – Jaapanis ja Soomes. Neis riikides on ka protsentuaalselt kõige enam töötajaid kõrgeimas oskuste grupis (üle 325 punkti) ja ühtlasi kõige vähem madalaimas grupis (kuni 225 punkti, vastavalt 6,7% ja 8,2%).



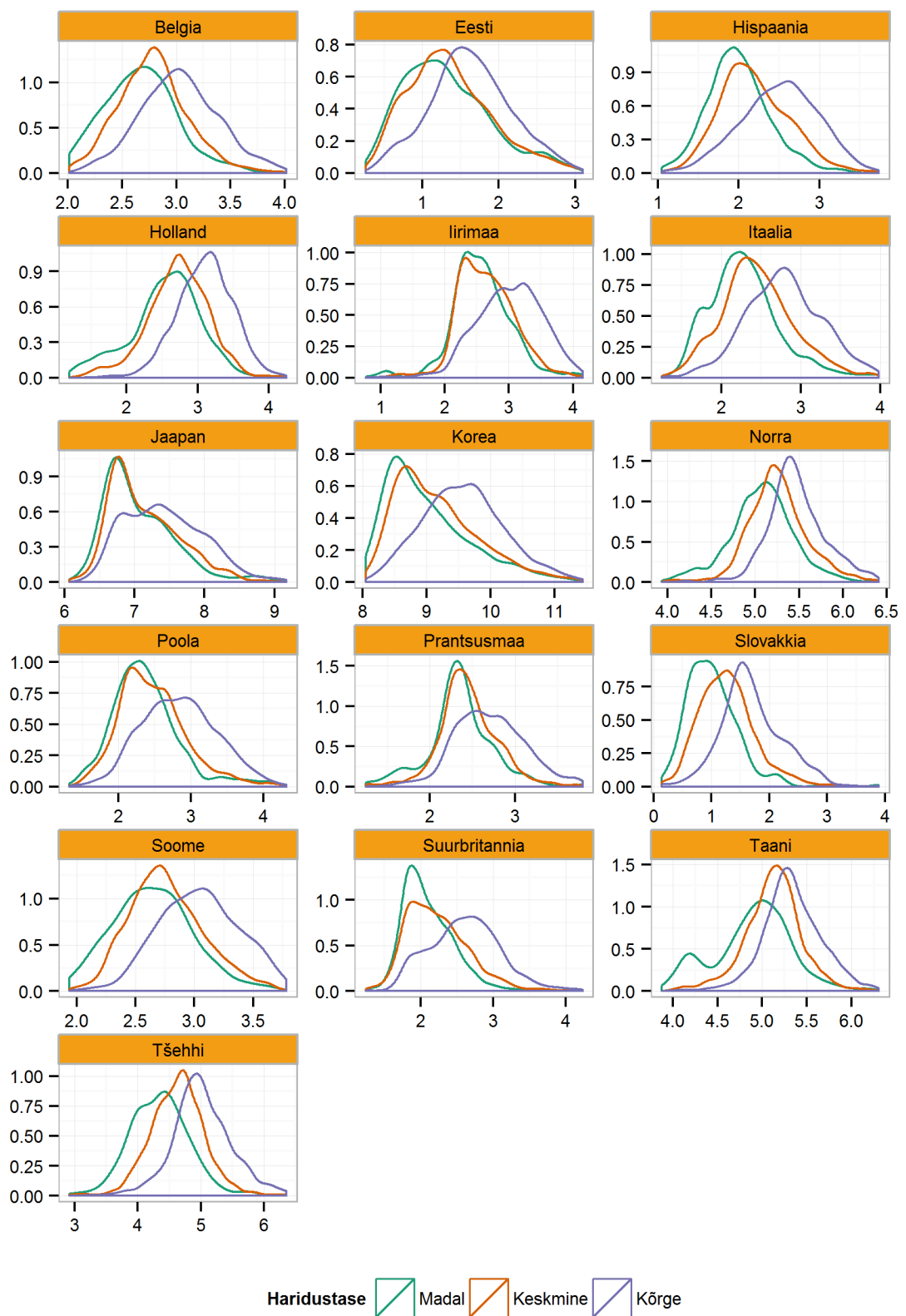
Joonis 2. Matemaatilise kirjaoskuse tulemused riikides keskmiselt ja palgatöötajate seas (PIAACi andmebaas, autori arvutused)

Peamine sõnum eelnevalt jooniselt on, et 25-64-aastaste palgatöötajate kognitiivsed oskused on statistiliselt olulisel määral kõrgemad vastavate riikide üldisest keskmisest, erandiks on siinkohal vaid Tšehhi. Seda selektsiooninihet käesolevas töös ei modelleerita – tulemuste tõlgendamisel keskendutakse hõivatud palgatöötajatele. Põhjalikuma ülevaate PIAACis hinnatud oskustest ja erinevatest taustateguritest annab rahvusvahelises võrdluses OECD esmane ülevaade (OECD: 2013a) ning Eesti kohta Haridus- ja Teadusministeeriumi esmaste tulemuste raport (Halapuu ja Valk: 2013).

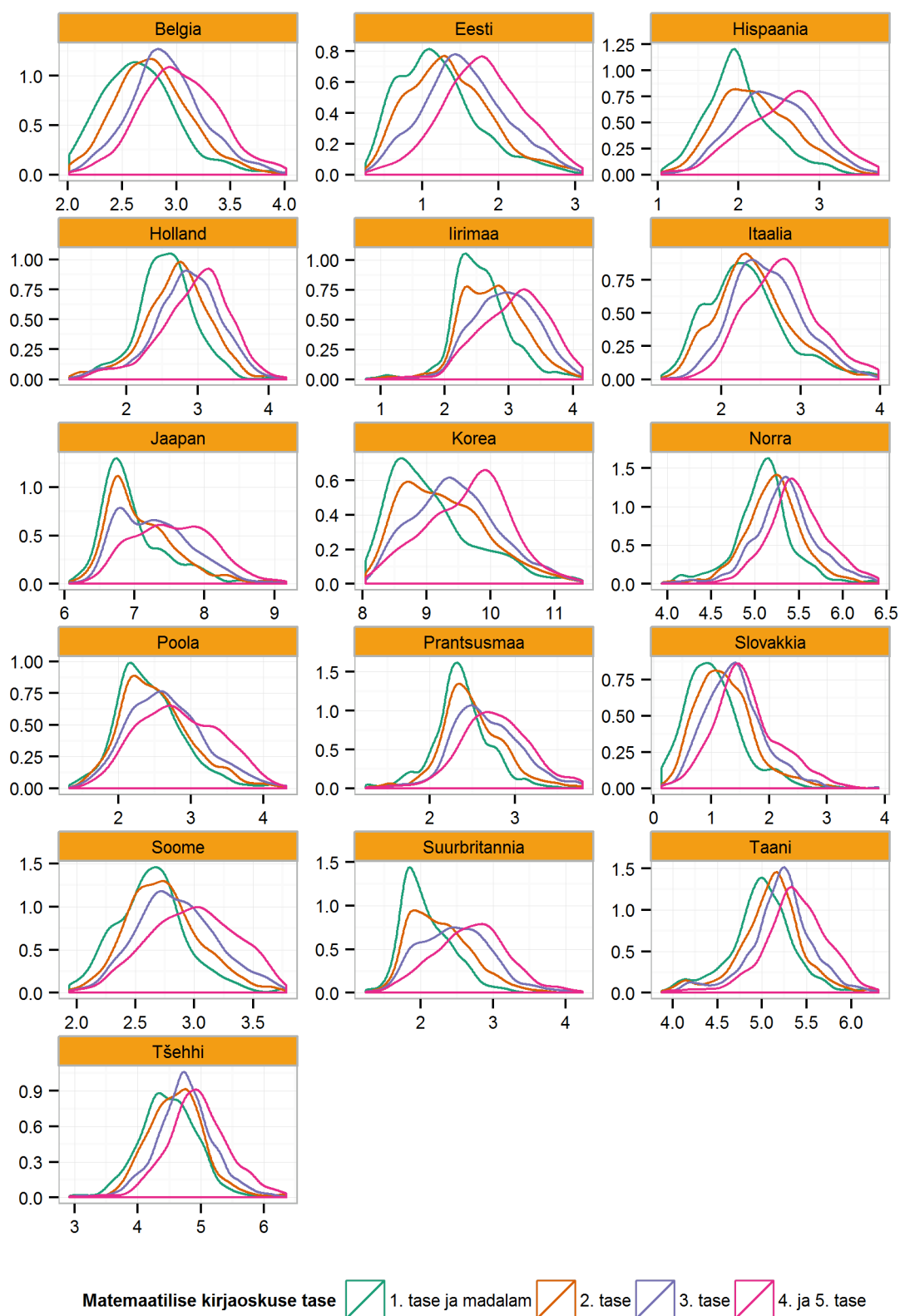
Teooriapeatükis käsitletud teemade lõikes on võimalik matemaatikaoskusi lähemalt uurida. Eelkõige pakub huvi oskuste ja hariduse omavaheline ja mõlema tunnuse seos palkadega. Joonistel 3 ja 4 on riigiti kujutatud logaritmitud tunnipalkade jaotusi (logaritmitud palgad graafikte x-telgedel) vastavalt hariduse ja matemaatilise kirjaoskuse tasemete lõikes ning joonisel 5 matemaatilise kirjaoskuse ja logaritmitud palkade hajuvusdiagrammid riikide kohta, kus x-teljel on matemaatilise kirjaoskuse skoor ja y-teljel logaritmitud palk.

Neilt kolmelt jooniselt saame mitmesugust infot. Palkade jaotus haridustasemete lõikes näitab kõikides riikides kõrgema taseme haridusega inimeste paremat positsiooni tööturul. Enamasti on jaotuse parem saba märgatavalt kõrgemal, võrreldes keskmise või madala haridustasemega inimeste palgajaotustega. Samas jälle alumise kahe taseme puhul esineb riikide vahel selgeid sisulisi erinevusi. Kui näiteks Belgia, Tšehhi, Slovakkia ja Taani keskmise haridustasemega töötajate tunnipalkade jaotus viitab selgelt paremale positsioonile tööturul, võrreldes madala haridustasemega inimeste palkade jaotusega, siis Iirimaa, Norra ja Soome puhul on jaotuste erinevused väiksemad ning Eesti ja Jaapani puhul pea eristamatud.

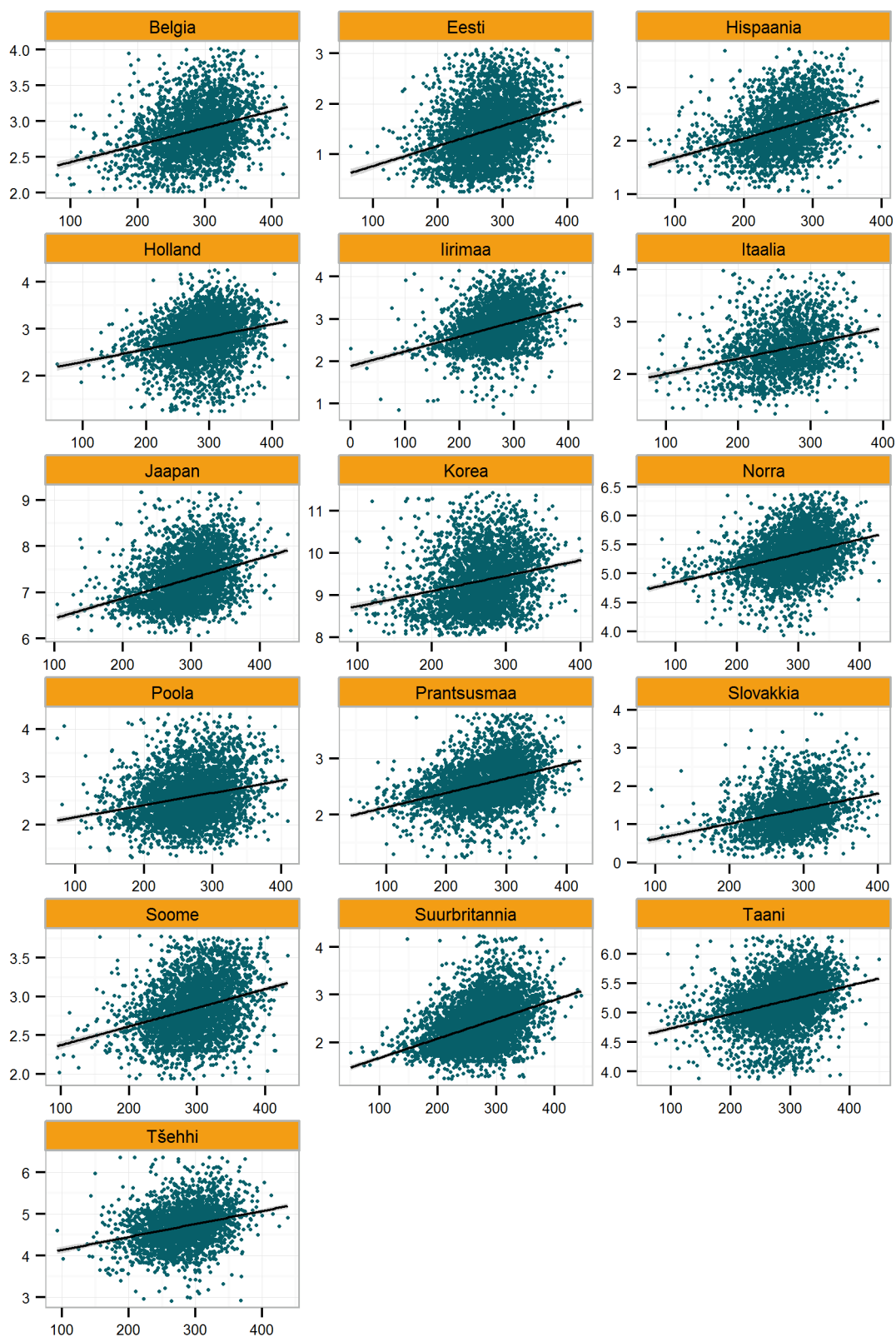
Kui vaadata oskuste tasemeid, siis nende puhul räägivad palkade jaotused palju selgemalt kõrgemate oskustega inimeste kasuks. Mitme riigi puhul nihkuvad kõrgemate oskuste palgajaotused paremale, kuid jaotuse kuju jääb sarnaseks (näiteks Tšehhi, Eesti, Taani, Holland, Norra, Slovakkia, Poola). Teisest küljest ei ole vaadeldavate riikide seas selliseid erandeid, kus madalamad kognitiivsed oskused oleksid tööturul rohkem väärtustatud kui kõrgemad. Oskuste ja palkade hajuvuse kohta täiendavat infot pakuvad joonisel 5 esitatud hajuvusdiagrammid uuritavate riikide kohta koos lineaarse funktsiooniga, mis andmeid kõige paremini kirjeldab.



Joonis 3. Logaritmitud palkade jaotused uuritavates riikides kolme haridustaseme lõikes (PIAACi andmebaas, autori arvutused).



Joonis 4. Logaritmitud palkade jaotused üle riikide matemaatilise kirjaoskuse tasemetel lõikes (PIAACi andmebaas, autori arvutused).



Joonis 5. Logaritmitud palkade ja matemaatikaoskuste 1. t ep arase v aartuse hajuvusdiagramm (PIAACi andmebaas, autori arvutused).

Jooniselt 5 saab esmast aimu oskuste ja palkade vahelise seose võimaliku tugevuse kohta, kui muid taustategureid arvesse pole võetud. Andmetele sobitatud lineaarne funktsioon on suurima tõusunurgaga Suurbritannias, Jaapanis, Soomes, Hispaanias ja Eestis. Täpsemaid korrelatsioone palkade ja oskuste vahel aitavad edasises analüüsis tuvastada regressioonimudelid.

Jooniste 3 ja 4 põhjal tundub, et logaritmitud palkade jaotused ei vasta eri tunnuste lõikes kuigi hästi normaaljaotusele. See kehtib ka siis, kui vaadata palgatöötajaid ühe grupina (vt Lisa 2). Autor kontrollis normaaljaotust ka Shapiro-Francia testide abil. Teststatistikute väärtused jäid eri riikides 2,98 (Holland) ja 10,6 (Suurbritannias) vahele, mis kinnitavad, et logaritmitud palkade jaotus ei vasta üheski riigis ideaalselt normaaljaotusele. Samas on palkadest eemaldatud alumine ja ülemine protsentiil ja Iirimaa puhul veel lisaks mõned erandid. Kognitiivsete oskuste skooride usaldusväärsuses ei ole alust kahelda ja nende seast erindite eemaldamine võib kaotada olulist infot. Palkade logaritmine on sisuliselt põhjendatud ja praktikas kasutatav transformatsioon, mis parandab tunduvalt palkade jaotuste kuju. Lisaks on käesolevas töös kasutatud valimid piisavalt suured. Nende argumentide valguses tundub OLS olevat sobiv meetod andmete täpsemaks uurimiseks järgmises alapunktis.

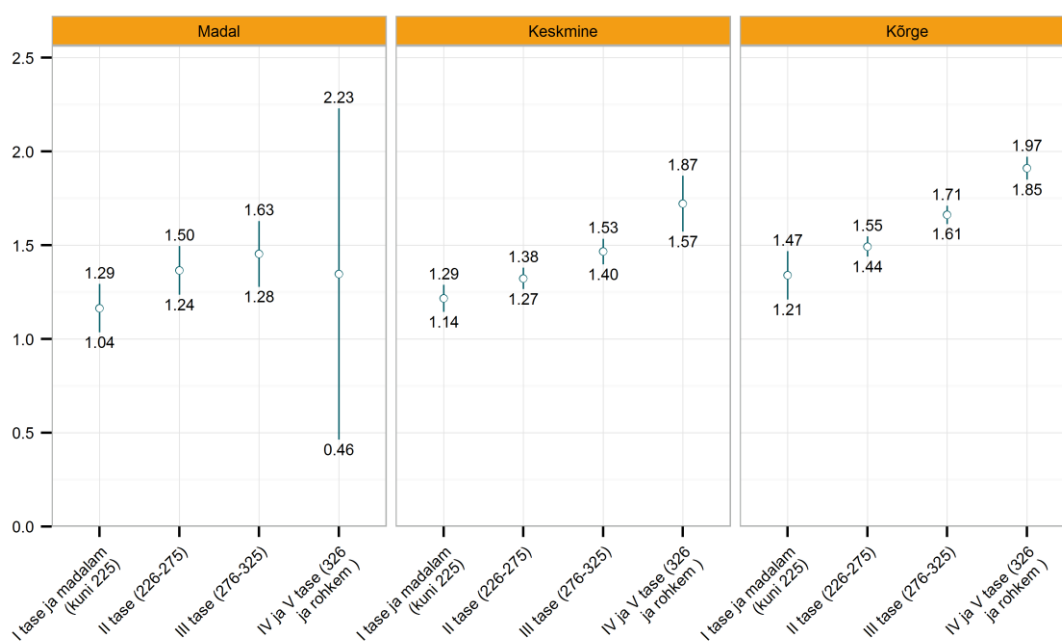
Joonised 3-5 ei anna infot hariduse ja oskuste omavaheliste seoste kohta. Lisas 3 on matemaatilise kirjaoskuse keskmised skoorid kolme haridustaseme lõikes erinevates riikides. Ootuspäraselt on kõikide riikide puhul näha statistiliselt olulisi erinevusi matemaatilise kirjaoskuse keskmiste skooride vahel kolmel haridustasemel. Eriti suured erinevused palgatöötajate oskustes on Prantsusmaal, võrdlemisi ühtlased tulemused aga näiteks Eestis, Hispaanias, Norras ja Taanis. Ühest küljest kaasnevad ühtlaste tulemustega näiteks Eesti ja Taani puhul võrdlemisi kõrged skoorid madalamas haridusgrupis, mis võib viidata haridussüsteemi tugevusele selles astmes, teisalt jällegi Eesti näitel tagasihoidlikud tulemused kõrgemas haridusgrupis, mis võib viidata kõrghariduse nõrgale tasemele.

Käesolevas töös ei ole mahuliselt võimalik iga üksiku riigi palkasid ja oskuseid lähemalt uurida. Seetõttu tuleb esmalt vaatluse alla oskuste tasuvus Eestis erinevate regressioonivõrrandite abil ja seejärel PIAACi uuringus osalenud riikides üldisemalt.

2.3. Palkade seosed oskuste ja haridusega Eestis

Eesti kohta ilmnes eelnevalt, et põhi- ja keskharidusega töötajate palgad on küllaltki sarnase jaotusega, samas kui matemaatilise kirjaoskuse tasemete lõikes joonistus graafikult välja paremate oskustega kaasnev kõrgem palgatase. Järgmisel joonisel on need kaks tegurit kokku tõstetud ja Eesti puhul välja toodud keskmised logaritmitud palgad koos usalduspiiridega erinevatel haridustasemetel nelja oskuse taseme lõikes.

Igal haridustasemel ilmnevad selged palgaerinevused oskuste tasemete lõikes. Kui madal haridustase kõrvale jätta, siis keskmise ja kõrge haridustasemega inimeste seas näitab joonis 6 statistiliselt olulisi erinevusi oskuste tasemete lõikes. Logaritmitud palkade väärtused pole siinkohal sisuliselt huvipakkuvad.



Joonis 6. Logaritmitud palgad kolme haridustaseme lõikes üle oskuste (PIAACi andmebaas, autori arvutused).

Palgavõrrandite hindamisel on huvipakkuvaid taustategureid teisigi. Inimkapitali teooria kohaselt omandatakse oskusi ka töökohal, seega mängib rolli inimeste kogemus tööturul ja samuti konkreetse ametikoha oskusmahukus. Tööturul võivad aga rolli mängida sugudevahelised erinevused ning samuti perekondlik taust. Erinevate tegurite arvessevõtmiseks sobib regressioonanalüüs ning järgnevalt tulevad vaatluse alla erinevad püstitused Eesti kohta, kus peamiseks eesmärgiks on välja selgitada oskuste roll palkade

kujunemisel. Uuritavad regressioonimudelid vastavad osaliselt või täielikult järgmisele võrrandile:

$$\ln Y = \alpha + \beta \times X + \gamma \times num + \delta_0 \times exp + \delta_1 \times exp^2 + \varepsilon \quad (7),$$

kus:

- $\ln Y$ tähistab logaritmitud palka;
- α on mudeli vabaliige;
- X on taustatunnuste vektor, mis sisaldab spetsifikatsioonist sõltuvalt haridust, vanemate haridust, elukaaslase olemasolu, laste arvu, päritolu, ametikoha oskumahukus ning matemaatikaoskuste kasutamist tööl;
- β on taustatunnuste koefitsentide vektor;
- num tähistab oskuste skoori (või tasemete indikaatoreid sõltuvalt mudeli spetsifikatsioonist);
- γ näitab matemaatilise kirjaoskuse seost palgaga;
- exp ja exp^2 tähistavad tööstaaži ja selle ruutu;
- δ_0 ja δ_1 vastavalt eelneva kahe tunnuse koefitsente;
- ε tähistab vealiiget.

PIAACi taustaküsimustikus olev info tööstaaži kohta tähistab selliste aastate arvu, mil küsitletu on teinud tasustatud tööd vähemalt kuue kuu vältel. Elukaaslase tunnus tähistab kooselu kas elukaaslase või abikaasaga, vanemate haridus tähistab kõrgeimat taset, millele vähemalt ühe vanema haridus vastab. Ametikoha oskumahukuse all on mõeldud kombineeritud ISCO koode, mille järgi oskustemahukad ametikohad vastavad ISCO-08 klassifikatsioonis gruppidele 1-3 (seadusandjad, kõrgemad ametnikud ja juhid, tippspetsialistid, keskastme spetsialistid ja tehnikud), keskmise oskustemahukusega valgekraede ametikohad vastavad gruppidele 4-5 (ametnikud, teeninduse- ja müügitöötajad), keskmise oskustemahukusega sinikraede ametikohad gruppidele 6-8 (põllumajanduse ja kalanduse oskustöölised, oskus- ja käsitöölised ning seadme- ja masinaopreatorid) ja vähese oskustemahukusega ametikohad 9. grupile ehk lihttöölisele.

Matemaatikaoskuste kasutamine tööol põhineb PIAACi uuringus koostatud indeksile, kus on arvesse võetud järgmiste tegevuste sagedust töökohal: hinna või maksumuse arvutamist või eelarve koostamist; murdarvude, kümnendarvude või protsentide kasutamist; tasku- või arvutikalkulaatori kasutamist; diagrammide, graafikute või tabelite koostamist; lihtsa algebra või valemite kasutamist; ja kõrgema matemaatika või statistika (matemaatiline analüüs, keeruline algebra, trigonomeetria või regressioonimeetodi) kasutamine. Antud töös kasutatakse selle indeksi põhjal moodustatud kategoorilist väärtust, kus baastase väljendab gruppi, kes ei kasuta tööol üldse matemaatikaoskusi, ja ülejäänud 5 taset vastavalt indeksi kvintiile.

Regressioonivõrrandite sõltuvaks muutujaks on logaritmitud tunnipalk, kust on eemaldatud alumine ja ülemine protsentiil. Kuigi PIAACi andmed sisaldavad informatsiooni ka kuise sissetuleku kohta, siis nagu teoreetilises osas selgitatud, võimaldab tunnipalga modelleerimine vältida võimalikku hinnangute nihet, mis tuleneb kõrgemalt haritute suurematest töötundidest. Peamise huvipakkuva sõltumatu muutujana esineb matemaatiline kirjaoskus regressioonivõrrandites pidevana. Levinud praktika on kognitiivsete oskuste modelleerimisel kasutada normaliseeritud väärtusi, näiteks andmeid standardiseerides. Samas on rahvusvahelises võrdluses standardiseerimisel see puudus, et riikidesisesed standardhälbed varieeruvad ja tulemuste tõlgendamisel tähendab üks standardhälve eri riikides erinevat punktisummat. Seetõttu pole antud töös matemaatilise kirjaoskuse skoori kuskil teisendatud, kuigi tõlgendamisel on mõnel pool mainitud 10 punkti võrra kõrgema skoori tasuvust, ehk transformeeritud regressioonivõrrandi kordajat on lihtsalt läbi korrutatud kümnega.

Esmalt tuleb vaatluse alla tavalise Mincer'i võrrandi püstitus ilma täiendavate taustatunnusteta peale kognitiivsete oskuste. Järgnevas tabelis on toodud kaks püstitust, kus ühes on Mincer'i võrrand hinnatud ilma oskusteta ning teises koos matemaatilise kirjaoskuse skooriga. Mudelite kirjeldatuse tase näitab selgelt oskuste rolli lisahajuvuse kirjeldamisel, kuigi efekt on naistel mõnevõrra väiksem. Samuti vähendab oskuste lisamine mudelisse haridustasemete koefitsente, kuigi need on paljudel juhtudel, eriti meestel, statistiliselt ebaolulised. Mõnevõrra üllatavad ongi meeste tulemused, kus esimese, kõige alapärasema Mincer'i võrrandi, spetsifikatsiooni hinnangutes on madala haridustasemega inimestel, kes on edasiõppimise pooleli jätanud, umbes 15% väiksem

palk kui neil, kes ei läinud edasi õppima. Veelgi üllatavam on see, et kognitiivsete oskuste lisamisel võrrandisse muutuvad kõrghariduse koefitsendid meestel väga väikesteks ja statistiliselt ebaolulisteks.

Tabel 2. Mincer'i palgavõrrandi püstitused meeste ja naiste kohta.

	Koos		Naised		Mehed	
	I	II	I	II	I	II
Madal (võrdlusgrupp)						
Madal, lõpetamata	-0,118*	-0,162***	0,050	-0,004	-0,153*	-0,180**
Keskmine	-0,026	-0,103**	0,152***	0,084	-0,040	-0,104*
Keskmine, lõpetamata	0,163***	0,002	0,319***	0,234***	0,110	-0,043
Kõrge	0,245***	0,088*	0,543***	0,519***	0,212***	0,066
Kõrge, lõpetamata	0,361***	0,165***	0,654***	0,673***	0,295***	0,081
Kogemus	0,011***	0,011***	0,003	0,004	0,018***	0,018***
Kogemuse ruut/	0,000***	0,000***	0,000**	0,000**	-0,001***	-0,001***
Mat. oskus		0,003***		0,002***		0,003***
Vabaliige	1,372***	0,603***	0,998***	0,477***	1,579***	0,869***
R ²	0,1053	0,1630	0,1950	0,2206	0,1082	0,1477

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Eelnevad tulemused viitavad selgelt meeste ja naiste erinevustele tööturul. Meeste palkade hajuvust aitab palju rohkem selgitada töökogemus, võrreldes naistega, samuti mõnevõrra rohkem oskused. Naiste puhul omakorda on olulisem selgitav tegur haridus, sealhulgas pooleliolev või katkestatud haridus mõnel kõrgemal tasemel. Neist erinevustest tingituna on järgmised regressioonivõrrandeid hinnatud meeste ja naiste kohta eraldi.

Oskuste ja palkade vahelise seose täpsemaks uurimiseks on meeste ja naiste kohta püstitatud viis mudelit, mis sisaldavad erinevat pakkumisepoolset taustainformatsiooni. Esimene mudel väljendab ainult matemaatilise kirjaoskuse ja logaritmitud palga vahelist korrelatsiooni. Teise mudelisse on lisatud tööstaaž ja selle ruut. Kolmandas mudelis on selgitavatele tunnustele juurde lisatud hariduslik taust (ehk tegu on Mincer'i võrrandiga, kuhu on lisatud matemaatilise kirjaoskuse skoor) ja neljandas ka muud pakkumisepoolsed tunnused. Viimane mudel on sarnase püstitusega neljandale, kuid selgitavate muutujate hulgast on eemaldatud isiku haridus.

Tabelites 3 ja 4 on toodud nende viie mudeli transformeeritud hinnangud (koefitsentide eksponent, millest lahutatud 1) vastavalt naiste ja meeste kohta. Log-lineaarsete mudelite transformeerimata tulemused koos vabaliikmete, vaatluste arvu, standardvigade ja determinatsioonikordajaga on esitatud lisades 5 ja 6.

Esimese mudeli järgi seostub naistel 10 punkti võrra kõrgema matemaatilise kirjaoskuse skooriga keskmiselt 4% suurem palk. Teise mudeli tulemused viitavad, et töökogemus ei ole naiste palkade mudelis kuigi suure kirjeldusvõimega ning matemaatilise kirjaoskuse skoori punkthinnang on väga sarnane esimesele mudelile.

Tunduvalt enam, pea poole võrra, väheneb oskuste kordaja indiviidi enda hariduse kaasamisel regressioonivõrrandisse. See on ka täiesti ootuspärane tulemus, kuna oskused ja haridus on omavahel tihedalt seotud tunnused. Kõrgema haridusega naised saavad üle 50% enam palka kui sarnase matemaatilise kirjaoskuse ja tööstaažiga madala haridustasemega naised. Need, kes on kõrgemal tasemel edasi õppima läinud (näiteks magistri- või doktoriõppesse), saavad keskmiselt pea 70% kõrgemat palka. 10 punkti kõrgem matemaatiline kirjaoskus seostub umbes 2,2% kõrgema palgaga, kui võrrelda sarnase hariduse ja töökogemusega naisi.

Mudelisse 4 on lisatud ka muud pakkumisepoolsed tegurid – vanemate hariduslik taust, kooselu tunnus, päritolu ja laste olemasolu. Nende tunnuste lisamine mudelisse vähendab mõnevõrra oskuste punkthinnangute väärtusi, kuid need jäävad ikkagi 2% ligidale 10 punkti kõrgema matemaatilise kirjaoskuse skoori kohta. Samas tuleb nende tulemuste tõlgendamisel olla ettevaatlik. Esiteks ei väljenda need põhjuslikke seoseid. Ilmselt on nii oskuste kui ka hariduse kordajad mõjude kontekstis positiivse nihkega, kuna puudub info

mittekognitiivsete oskuste, näiteks motiveerituse või sihikindluse kohta. Teiseks tuleb arvestada sellega, et matemaatilise kirjaoskuse kordaja väljendab ainult seda seost, mida eelkõige haridus, kuid vähesel määral ka teised taustatunnused, kinni ei püüa.

Kuna haridus ja oskused on teineteisega tihedalt seotud, on viimasest mudelist neist esimene kõrvale jäetud, aga muud taustategurid on sarnased Mudelile 4. Nende tulemuste põhjal saame öelda, et 10 punkti kõrgem oskuste skoor on sarnase tööstaazi, elukaaslase olemasolu, päritolu, laste arvu ja vanemate haridusliku taustaga naiste puhul seotud 3% kõrgema palgaga, olgu need oskused omandatud koolis või kusagil mujal (näiteks koolitusel või ise õppides).

Tabel 3. Regressioonivõrrandite erinevad püstitused naiste kohta.

	Mudel1	Mudel 2	Mudel 3	Mudel 4	Mudel 5
Matemaatiline kirjaoskus (10 punkti)	0,04***	0,038***	0,022***	0,018***	0,029***
Tööstaaz		0,0033	0,0035	0,0093**	0,0117***
Tööstaazi ruut		-0,0002**	-0,0002**	-0,0002***	-0,0003***
Madal haridustase (võrdlusgrupp)					
Madal haridustase, keskmine lõpetamata			-0,0045	-0,0475	
Keskmine haridustase			0,084***	0,0469	
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata			0,2338***	0,1678**	
Kõrgem haridustase			0,519***	0,4196***	
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi			0,674***	0,5284***	
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)					
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus				0,0695**	0,131***
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus				0,1652***	0,2876***
Elab elukaaslase või abikaasaga				0,0517**	0,0567**

Pole kohalik	-0,1871***	-0,1884***
<hr/>		
Lapsi pole (võrdlusgrupp)		
1 laps	-0,0148	-0,0385
2 või enam last	-0,084***	-0,1227***
<hr/>		

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Eelnevalt toodud tulemused ei anna infot selle kohta, kas erinevate püstitustega palgaregressioonides leitud oskuste kordajad erinevad üksteisest statistiliselt olulisel määral. Seda on kõige parem uurida graafiliselt, kus punkthinnangud on esitatud koos usalduspiiridega. Vastavad tulemused on esitatud joonisel 7 pärast meeste regressiooni-võrrandeid. Usalduspiiride leidmisel on kasutatud delta-meetodit ehk standardvea leidmiseks on esialgse mudeli transformeerimata standardviga läbi korrutatud tunnuse kordaja eksponendiga.

Meeste tulemused (vt. Tabel 4) erinevad naistest eelkõige haridusega seotud mudelites. Mudelite 1 ja 2 seosed on analoogsed naistele – 10 punkti parema matemaatiliste oskuste skooriga seostub ligi 4% kõrgem palk, tööstaažiga arvestamine vähendab seda seost 0,4 protsendipunkti võrra. Naiste tulemustest oluliselt erinevana torkab aga silma tööstaaži tugev seos palgaga Mudelis 2. Kui selgitavate muutujate hulka lisada ka hariduse tunnus, siis nagu eelnevalt Mincer'i võrrandipüstituse juures selgus, ei vähene meeste puhul matemaatilise kirjaoskuse kordaja sama märgatavalt kui naistel.

Mudeli 3 tulemused näitavad meeste kohta, et kõrge haridustasemega mehed teenivad umbes 6-8% enam kui sarnase tööstaaži ja matemaatilise kirjaoskusega madala haridustasemega mehed, kuid see erinevus pole statistiliselt oluline. See on mõneti ootamatu tulemus ja ühe võimaliku põhjusena leidis töö käigus kontrollimist võimalus, et tulemusi mõjutab haridustasemete kolmene jaotus. Võimalik, et rakenduskõrgharitud, kes liigituvad kolmandale tasemele, sarnanevad palkade poolest pigem keskmise haridustasemega meestele. See hüpotees ei leidnud aga kinnitust. Tulemused on väga sarnased teistsuguste haridustasemete defineerimise korral.

4. mudelipüstits sisaldab ka muid taustategureid ning oskuste kordaja vähenemine 2,2%-ni viitab, et need kirjeldavad matemaatilise kirjaoskuse ja palga vahelisest hajuvusest ära enam kui hariduse tunnus. Naistel oli see efekt tunduvalt väiksem. Suures osas põhjustab oskuste kordaja vähenemist vanemate haridusliku tausta lisamine mudelisse. See on loogiliselt selgitatav tulemus, mis leidis käsitlemist käesoleva töö teooriapeatükis. Vanemate hariduslik taust ei pruugi palgavõrrandites olla eksogeenne tunnus. Võimalik, et kõrgema haridustasemega vanemad tagasid oma lapsele soodsama oskusi arendava kasvukeskkonna, võrreldes madala haridustasemega lapsevanematega. Samuti võib parem matemaatiline kirjaoskus olla seotud pärilike omadustega. Kui matemaatilise kirjaoskuse ja vanemate hariduse kõrval vaadata teisi tunnuseid, siis tugev seos palgaga on nii tööstaažil, elukaaslase olemasolul kui ka päritolul. Hariduse seosed on statistiliselt olulised vaid madala ja keskmise tasemega meeste puhul. Neil, kes on pärast keskmist taset läinud edasi õppima, ja neil, kes on omandanud kõrgema haridustaseme, ei erine palk statistiliselt olulisel määral võrdlusgrupist.

Mudel 5 on hinnatud pakkumispoolsete teguritega, välja arvatud hariduse tunnusega. Tulemused viitavad, et oskuste tasuvus on meeste puhul veidi väiksem kui naistel – 10 punkti võrra kõrgemate oskustega seostub 2,6% kõrgem palk, võttes arvesse muid isikuga seotud tunnuseid. Töö käigus leidis nii meeste kui naiste puhul kontrollimist ka selline pakkumispoolsete teguritega mudel, mis ei sisaldanud vanemate hariduslikku tausta. Sellise püstituse korral tõusis naiste mudelis matemaatilise kirjaoskuse kordaja 3,4% ja meeste mudelis 3,1%-ni.

Tabel 4. Regressioonivõrrandite erinevad püstitused meeste kohta.

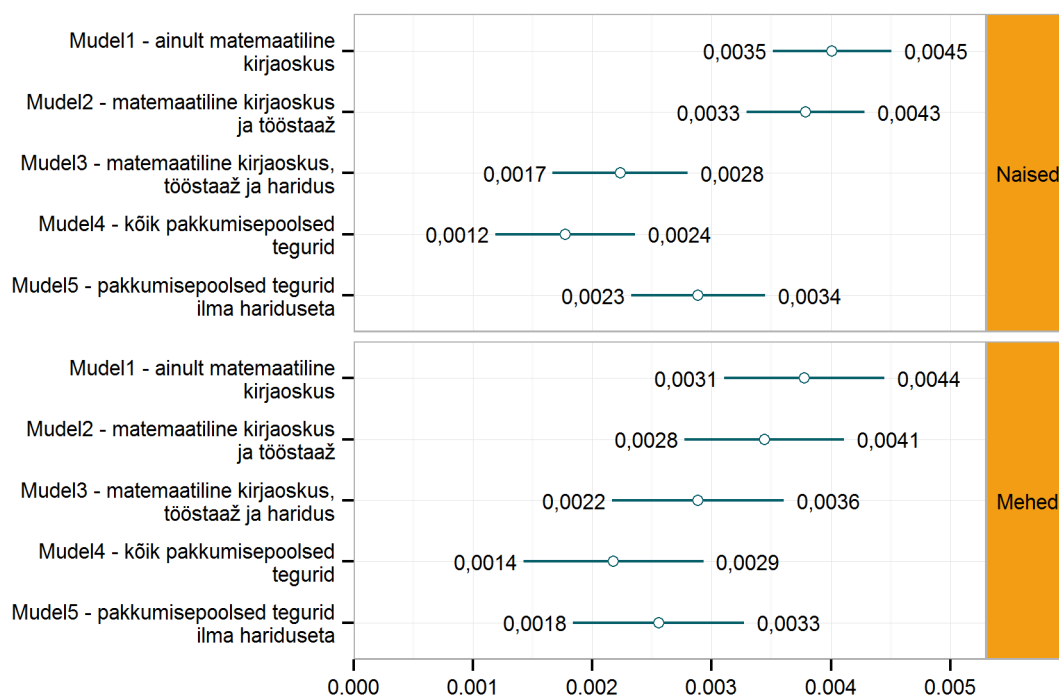
Mehed	Mudel 1	Mudel 2	Mudel 3	Mudel 4	Mudel 5
Matemaatiline kirjaoskus (10 punkti)	0,038***	0,034**	0,029***	0,022***	0,026***
Tööstaaž		0,0167***	0,0176***	0,0148**	0,0137**
Tööstaaži ruut		-0,0005***	-0,0005***	-0,0005***	-0,0005***
Madal haridustase (võrdlusgrupp)					
Madal haridustase, keskmine lõpetamata			-0,1797**	-0,2212***	

Keskmine haridustase	-0,1041***	-0,1409**	
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	-0,0435	-0,0904	
Kõrgem haridustase	0,066	0,0062	
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,0812	0,0093	
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)			
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus		0,2055***	0,1572***
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus		0,2561***	0,2376***
Elab elukaaslase või abikaasaga		0,1345***	0,143***
Pole kohalik		-0,1438***	-0,1384***
Lapsi pole (võrdlusgrupp)			
1 laps		0,0115	0,0105
2 või enam last		0,0577	0,0652

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Ka meeste puhul ei näita matemaatilise kirjaoskuse kordajate punkthinnangute võrdlemine tegelikult seda, kas need erinevad üksteisest statistiliselt olulisel määral. Kuigi Lisas 6 on toodud ka hinnangute standardvead, on tulemusi parem võrrelda graafiliselt. Järgneval joonisel on esitatud eeltoodud mudelite matemaatilise kirjaoskuse kordajad koos 95% usalduspiiridega nii meeste kui ka naiste kohta.



Joonis 7. Matemaatilise kirjaoskuse 1 punkti tasuvus erinevates mudelipüstitustes koos 95% usalduspiiridega (PIAACi andmebaas, autori arvutused).

Jooniselt 7 selgub, et naiste puhul vähenes matemaatilise kirjaoskuse tasuvus statistiliselt olulisel määral, kui Mudelisse 3 kaasati hariduse tunnus. Muude pakkumisepoolsete taustategurite lisamine Mudelis 4 vähendas oskuste tasuvust veelgi, kuid eelneva mudeliga võrreldes polnud need erinevused statistiliselt olulised. Hariduse ja oskuste omavahelisi seoseid ilmestab hästi matemaatilise kirjaoskuse tasuvus Mudelis 5, kus pakkumisepoolsetest taustatunnustest on eemaldatud haridus. Kordaja erineb naiste puhul Mudeli 4 hinnangust statistiliselt olulisel määral. Nende mudelite põhjal, kuhu haridus on lisatud, saab öelda, et matemaatiline kirjaoskus, mida hariduse tunnus kinni ei püüa, seostub 10 punkti kõrgema skoori korral 1,2%-2,8% kõrgema palgaga.

Meeste tulemustes on erisused tunduvalt väiksemad. Kõikide pakkumisepoolsete tunnustega püstituse (Mudeli 4) kordaja erineb statistiliselt olulisel määral Mudelite 1 ja 2 kordajatest, kuid Mudelite 3-5 puhul ei saa punkthinnangute erinevust välja tuua. Need tulemused kinnitavad eelnevat analüüsi meeste kohta, kust selgus, et meeste puhul pole haridus palgaga nii tugevasti seotud kui naistel. Nendes mudelites, kuhu haridus on lisatud, seostub 10 punkti võrra kõrgem matemaatiline kirjaoskus 1,4%-3,6% kõrgema palgaga. Meeste ja naiste tulemusi omavahel võrreldes ei ilmne matemaatilise kirjaoskuse

kordajate vahel ühegi mudelipüstituse puhul statistiliselt olulisi erinevusi, kuigi punkthinnangud mõnevõrra varieeruvad.

Palgavõrrandite hindamisel tuleb silmas pidada, et tulemustele võib mõju avaldada tunnuste eri kujul kaasamine mudelitesse. Näiteks võib pidevate muutujate ja sõltuva tunnuse vahelisi seoseid paremini kirjeldada kõrgema astme polünoomid. Käesoleva töö käigus leidsid katsetamist erinevad mudelipüstitused, kuhu olid lisatunnustena kaasatud näiteks tööstaaži kuupliige ja neljas aste, matemaatilise kirjaoskuse ruut- ja kuupliige ning kategoorilised oskuste tasemed. Kõigi nende püstituste suhtes on siin esitatud tulemused robustsed.

Lisaks võib tulemusi mõjutada see, mis kujul või milliste kategooriatena on üksikud tunnused mudelitesse kaasatud. Haridusega seonduv leidis käsitlust juba eespool, kuid teine võimalik tegur, mis võib tulemusi mõjutada, on sõltuvaks muutujaks tunnipalga valimine. See tähendab, et tõlgendamisel ei saa rääkida sissetulekute tasemest, kuna kuised töötunnid võivad erinevate gruppide vahel varieeruda. Näiteks võivad võivad kõrgemalt haritud rohkem tööd teha. Kui pakkumispoolseid regressioonivõrrandeid hinnata ainult täistööajaga palgatöötajate andmete põhjal, on tulemused väga sarnased eelnevas kahes tabelis esitatule. Huvipakkuvatest tunnustest on nii meestel kui naistel oskuste tasuvus ainult täistööajaga palgatöötajatele keskendudes veidi kõrgem ja hariduse seos veidi nõrgem. Seega võib tabelites 3 ja 4 esitatud tulemusi erinevate püstituste suhtes robustseteks pidada.

Üks aspekt, mis käesoleva töö empiirilises osas pole seni käsitlust leidnud, on nõudlusepoolsete teguritega arvestamine palgavõrrandites. Esimeses peatükis leidis nii teoreetilistes käsitlustes kui ka empiirilistes analüüsides põhjendusi selle lähenemise kasuks. Ühest küljest aitavad näiteks oskuste kasutamine töö ja ametikoha oskumahuks parandada regressioonide kirjeldusvõimet ning selgitada ära osa oskuste ja palkade vahelisest hajuvusest, kuid teisalt on neid tulemusi keeruline tõlgendada. Nõudlusepoolsete teguritega regressioonivõrrandites väljendab regressioonikoefitsent sellist seost oskuste ja palga vahel, mida muud taustategurid kinni ei püüa. Kui parema matemaatilise kirjaoskusega inimesed selekteeruvad oskustemahukamatele ametikohtadele, kus matemaatikaoskusi rohkem kasutatakse ja kus makstakse kõrgemat palka, võivad ametikohaga seotud tunnused regressioonimudelis kinni püüda olulise osa

tegelikult parematest oskustest tingitud tasuvuse. Nõudlusepoolsete teguritega palgavõrrandid meeste ja naiste kohta on esitatud Lisas 7. Samuti on tulemuste robustsuse kontrolliks esitatud selliste regressioonide tulemused, mis on hinnatud ainult täisajaga töötavate palgatöötajate kohta.

Tulemuste põhijäreldused langevad kokku pakkumispoolsete võrranditega – kõrgem haridus on naiste puhul seotud kõrgema palgaga, meeste puhul on aga kõikide haridustasemetega seosed palkadega negatiivsed ja statistiliselt olulised. Matemaatilise kirjaoskuse kordajad on sugudel vastavalt 1,1% ja 1,4% 10 punkti kõrgema skoori kohta. Oodatult on nii meeste kui naiste mudelites ametikoha oskustemahukus ja numbriliste oskuste kasutamine tööl olulised taustategurid, mis tõstavad mudelite kirjeldamisvõimet ning vähendavad matemaatilise kirjaoskuse kordajat, võrreldes pakkumispoolsete tegurite põhjal hinnatud mudelitega.

Ühe huvitava tulemusena tasub siin välja tuua, et kuigi oskustemahukatel ametikohtadel teenivad nii mehed kui ka naised umbes 30% rohkem kui vähese oskustemahukusega või keskmise oskustemahukusega valgekraede ametikohtadel, siis keskmise oskustemahukusega sinikraede palgad on meeste puhul oskustemahukatel ametikohtadel töötavate meestega sarnased. Ühest küljest võib sinikraede regressioonikoefitsient selgitada, miks kõrgel haridustasemel ei ole palkadega positiivset seost, kuid siiski tuleb paljude tunnustega mudelis sinikraede koefitsiendi tõlgendamisel eeldada sarnast hariduslikku, matemaatilise kirjaoskuse ja muud tausta.

Eelnevate tulemuste põhjal ei saa teha järeldusi põhjuslike seoste kohta. Tavalise vähimruutude meetodi abil hinnatud mudelid ei võta arvesse tunnuste omavahelisi seoseid, samuti ei ole taustategurite seas inimeste loomupärast andekust. See efekt sisaldub osaliselt hariduse ja oskuste, kuid võimalik, et ka teistes regressioonikordajates.

Häid lahendusi endogeensuse probleemile on raske leida. Üheks võimaluseks uurida oskuste ja palkade seost selliselt, et hariduse mõju oleks kõrvaldatud, on hinnata palgavõrrandeid erinevatel haridustasemetel. Kuigi haridustasemetega lõikes palgavõrrandite hindamine võiks anda parema ettekujutuse oskuste rollist, jääb vaatluste arv eriti põhihariduse tasemel nii meeste (ca 250) kui naiste (alla 200) puhul väga väikseks. Pakkumispoolsete teguritega mudelites ei ole oskuste skoor oluline madala

haridusega meestel ja keskmise haridusega naistel. Ametikoha karakteristikute lisamine võrranditesse küll vähendab oskuste ja palga vahelise seose tugevust, kuid statistiline olulisus muudel haridustasemetel säilib. Väheste vaatluste tõttu põhihariduse tasandil pole neid tulemusi antud töösse lisatud.

Teoreetiliselt on endogeensete tunnuste mõjusid võimalik hinnata instrumentmuutujate või võrrandite struktuurse püstituse abil, kuid nende puudustest oli teoreetilises osas juba juttu. Autor katsetas instrumentide abil mudelite regressioonivõrrandite hindamist, kuid osakorrelatsioonid hariduse ja oskustega olid väga väikesed, mis sisuliselt tähendab, et selle meetodi kasutamise eeldused polnud täidetud. Seetõttu pole neid tulemusi siinkohal ka esitatud.

Käesolevas alapunktis esitatud oskuste tasuvuse mudelid Eesti kohta olid ootuspärased selles mõttes, et matemaatilisel kirjaoskusel on statistiliselt oluline positiivne seos palkadega ning need oskused vähendavad hariduse ja palga vahelise seose tugevust. Üllatav on aga hariduse võrdlemisi nõrk seos palkade ja oskustega meeste puhul. Näiteks kõrgharitude palk ei erine põhiharitude omast, kui tegemist on sarnaste kognitiivsete oskustega ja muude pakkumisepoolsete taustateguritega meestega.

Need tulemused on robustsed erinevate mudelipüstituste korral. Tulemused viitavad naiste ja meeste erinevale olukorrale tööturul. Meeste puhul tundub olulisemat rolli mängivat reaalse oskuste tase ja töökogemus, samas kui naiste tulemused viitavad kõrghariduse diplomi eraldiseisvale mõjule, mida oskuste tase ära ei kirjelda. Lisaks võivad meeste tulemused näidata, et kutsehariduse omandanud inimesed on tööturul paremas olukorras kui üldkeskhariduse lõpetanud või katkestanud, kellel puudub konkreetne kutse või realselt tööturul vajaminevad oskused. Nagu joonis 3 illustreeris, on Eestis madala ja keskmise haridustasemega inimeste palkade jaotus väga sarnane.

Pakkumisepoolsete tegurite analüüsimisel erinevate regressioonimudelite abil on võimalik jälgida, kuidas erinevad tunnused üksteist mõjutavad. Kui aga tööturu nõudluse poolelt võtta arvesse ametikoha oskustemahukust ja numbriliste oskuste kasutamine tööol, on seda keeruline teha. Eelneva analüüsi põhjal selgus, et naiste ja meeste matemaatilise kirjaoskuse tasuvus jääb vastavalt vahemikesse 1,2%-2,4% ja 1,4%-2,9% 10 punkti kohta. Need tulemused põhinevad Mudelil 4, kus on arvestatud teiste pakkumisepoolsete

taustateguritega. Sama püstitust on kasutatud ka järgnevas alapunktis, kus Eesti tulemusi on võrreldud teiste PIAACis osalenud riikidega

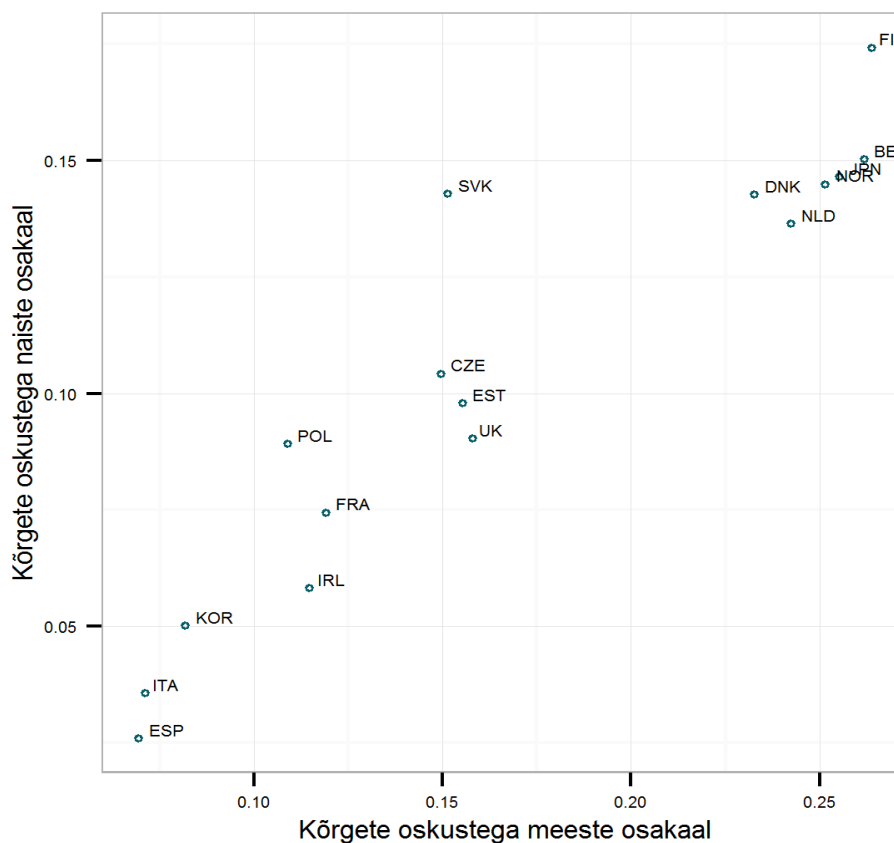
2.4. Oskuste nõudlus ja pakkumine rahvusvahelises võrdluses

PIAACi andmestik võimaldab Eesti tulemusi võrrelda ka teiste uuringus osalenud riikidega ja käesolevas peatükis on toodud rahvusvaheline võrdlus matemaatilise kirjaoskusest nõudluse ja pakkumise raamistikus. Kui nõudluse poolt aitab selgitada oskustega seotud regressioonikoefitsent, siis pakkumisena on käsitletud matemaatilise kirjaoskuse 4. ja 5. tasemega inimeste osakaalu vähemalt 25-aastaste tööturul aktiivsete naiste ja meeste seas. 4. ja 5. tase vastavad vähemalt 326-punktilisele skoorile, mis ületab selgelt ükskõik millise riigi keskmist tulemust.

Naiste ja meeste tulemused kõrgete oskuste pakkumise kohta tööturul on esitatud graafiliselt koos usalduspiiridega Lisades 8 ja 9 ning punkthinnangutena joonisel 8. Kuus riiki erinestuvad teistest suurema kõrgete oskustega tööturul aktiivsete inimeste osakaaludega nii naiste kui ka meeste hulgas – Soome, Belgia, Jaapan, Norra, Taani ja Holland. Naiste puhul on nendega võrreldaval tasemel ka Slovakkia. Samuti torkab silma, et kõikides riikides on vähemalt 25-aastaseid palgatöötajate seas kõrgete oskustega töötajaid enam meeste kui naiste seas, vaid Slovakkias on sugude lõikes tulemus sarnane. Eesti asetub joonisel 8 täpselt keskmise hulka koos Tšehhi ja Suurbritanniaga, kus tööturul aktiivsetest naistest on kõrge matemaatilise kirjaoskusega umbes 10% ja meestest 15%. Kuigi sugude vahel on selged erinevused matemaatilise kirjaoskuse tasemes, siis selles mõttes on tulemused loogilised, et riikides, kus on väike (või suur) osakaal naistest tööturul kõrgete oskustega, on see näitaja väike (või suur) ka meeste seas.

Oskuste nõudluse selgitamiseks hinnatud regressioonimudelite transformeeritud tulemused erinevate riikide kohta on esitatud lisades 10-24. Nende taustal paistab Eesti silma ainsana, kus kõrge haridustase pole seotud kõrgema palgaga, kui mudelis on arvestatud kognitiivsete oskuste taset. Muudes riikides jääb see seos meeste puhul vahemikku 17,6% Jaapanis ja pea 80% Poolas. Üldiselt jääb meestel matemaatilise kirjaoskuse tasuvus 1% ja 3% vahele kümne punkti kohta, kui kõrvale jätta Tšehhi, kus

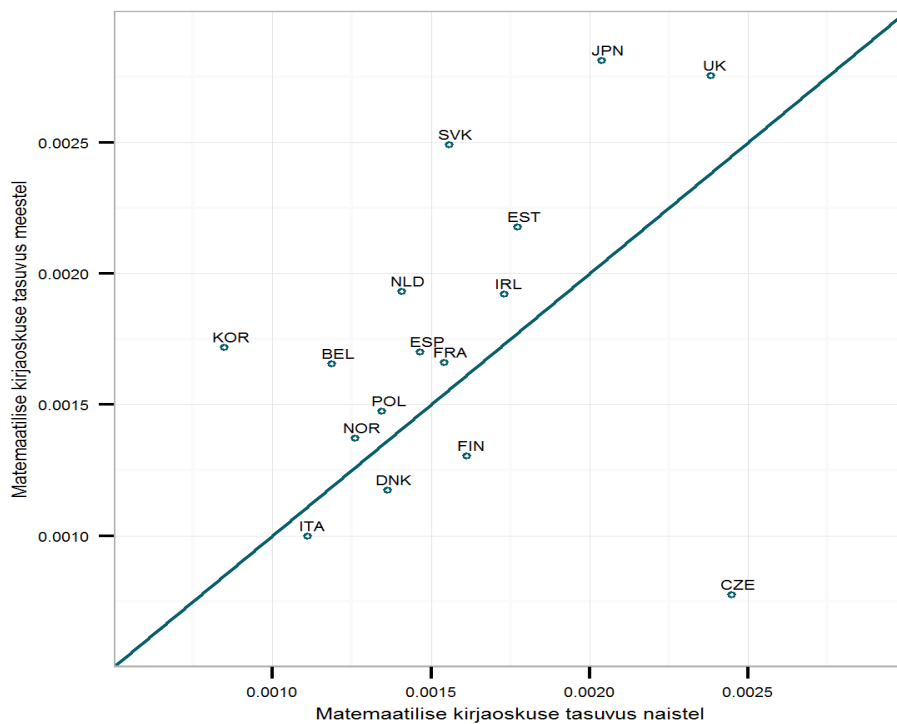
meeste oskuste tasuvus ei erine statistiliselt olulisel määral nullist. Naiste tulemustes on selliseks erandiks Korea, ülejäänud riikides seostub 10 punkti parema matemaatilise kirjaoskuse skooriga 1,1%-2,4% kõrgem tunnipalk. Kuigi empiirilises kirjanduses on pidevate oskuste skooride asemel tulemusi standardiseeritud või vaadatud kategoorilisel kujul, siis näiteks Green ja Riddell (2001: 22) leiavad Kanada kohta IALS andmete põhjal kognitiivsete oskuste tasuvuseks tunnipalgas ligi 2% 10 punkti kohta, kuigi nad ei keskendu ainult matemaatilisele kirjaoskusele, vaid kolme IALSi raames mõõdetud oskuse keskmisele. Sarnase tulemuseni (2% 10 punkti kohta lugemisoskuse puhul) jõuavad Desjardins ja Rubenson (2011: 44-45) pakkumispoolsete tunnustega palgavõrrandi hindamisel rahvusvaheliste andmete põhjal.



Joonis 8. Kõrgete oskustega naiste ja meeste osakaalud tööturul osalevatest vähemalt 25-aastastest palgatöötajatest riikide lõikes (PIAACi andmebaas, autori arvutused).

Kui vaadata meeste ja naiste oskuste tasuvust kõrvuti, siis pea kõikides riikides on see näitaja meestel kõrgem. Joonisel 9 on näha et 45-kraadi joonest allapoole jäävad vaid Soome, Taani ja Itaalia tulemused ja lisaks Tšehhi, kus meeste regressioonivõrrandis oli

matemaatilise kirjaoskuse kordaja statistiliselt ebaoluline. Norra, Poola, Hispaania, Prantsusmaa ja Iirimaa asuvad 45-kraadi joonile väga lähedal, kuid ülejäänud riikides on meeste kordaja märgatavalt kõrgem naiste omast. Eriti suurte sugudevahelise erinevusega torkavad silma Jaapan, Slovakkia ja Korea. Kui uurida nende tulemuste taustal sugudevahelist palkade ebavõrdsust, siis Korea, Jaapan ja Eesti eristuvad selles kategoorias OECD riikide seas suurima kohandamata lõhega (see põhineb ainult mediaanpalkadel). (OECD Gender Equality)



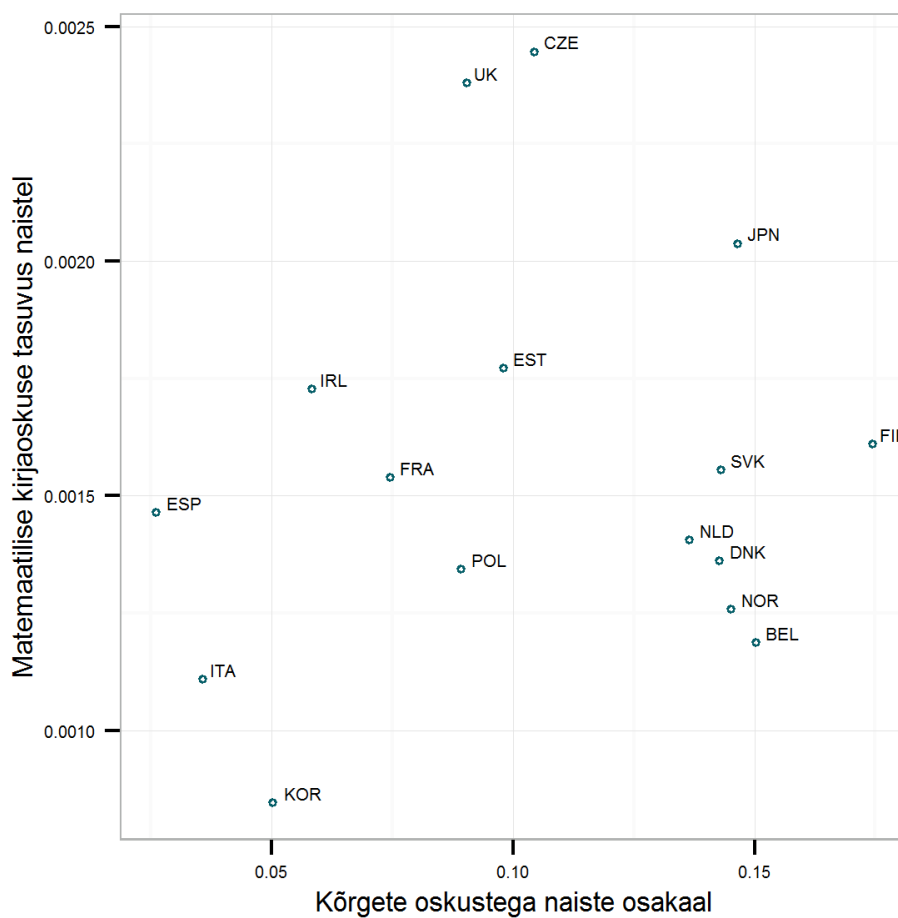
Joonis 9. Meeste ja naiste matemaatilise kirjaoskuse tasuvus pakkumispoolsete regressioonimudelite põhjal (PIAACi andmebaas, autori arvutused).

Kõrge tasuvusega nii meeste kui naiste puhul paistavad silma Jaapan ja Suurbritannia. Ka Eesti paistab joonisel 9 silma graafiku parempoolses osas – nii meeste kui naiste tasuvus on punkthinnangu suurust arvestades uuritud riikide seas neljas. Nagu ka oskuste pakkumise poolelt välja tuli, on ka eelneval joonisel näha, et kuigi riikide sees on erinevusi meeste ja naiste oskuste tasuvuses, siis riike omavahel võrreldes käib suurema oskuste tasuvusega meeste puhul kaasas suurem tasuvus ka naistel. Eranditeks on siinkohal vaid Tšehhi ja Lõuna-Korea.

Mõneti sarnaselt uurivad oskuste tasuvust Blau ja Kahn (2004) IALS andmete põhjal ja leiavad, et oskuste ja hariduse kõrge tasuvus aitavad selgitada palgalõhet USA tööturul. Kuigi nad kasutavad analüüsis IALS-i raames mõõdetud kolme kognitiivse oskuse keskmise standardiseeritud väärtusi, on huvitav nende tulemusi kõrvutada eelneva joonisega, kuna nad hindavad oskuste tasuvust erinevates riikides sugude lõikes. Nende valimis paistavad Itaalia, Taani, Soome ja Norra võrdlemisi madalate ja sarnaste oskuste tasuvusega nii meeste kui naiste seas, samas kui Holland paistab silma kõrgete tasuvustega, eriti meeste puhul. Selline kirjeldus kattub küllaltki hästi joonisel 8 esitatuga – esimesed neli riiki asetsevad graafikul üksteisele küllaltki lähedal ja paistavad silma pigem joonisel alumises vasakus osas. Holland eristub neist selgelt, eriti kõrge tasuvusega just meeste osas.

PIAAC-i andmetel oskuste tasuvust uurinud Hanushek *et al* (2013) püstitavad arvukaid mudeleid, kus võetakse arvesse nii nõudluse kui ka pakkumisega seotud tegureid. Nende tulemused on selles mõttes sarnased, et kõrge tasuvusega riikidest paistavad silma Suurbritannia, USA, Saksamaa, Iirimaa ja Kanada, kuid ka Eesti ja Jaapan. Madal oskuste tasuvus iseloomustab Soome, Itaalia ja Norra tööturgu, kuid võrdlemisi madal tasuvus on ka näiteks Taanis, Poolas ja Belgias. (*Ibid.*: 31) Need tulemused ei erista küll sugudevahelisi erinevusi, kuid siiski kattuvad laias laastus joonisel 9 toodud riikide asetusega graafikul.

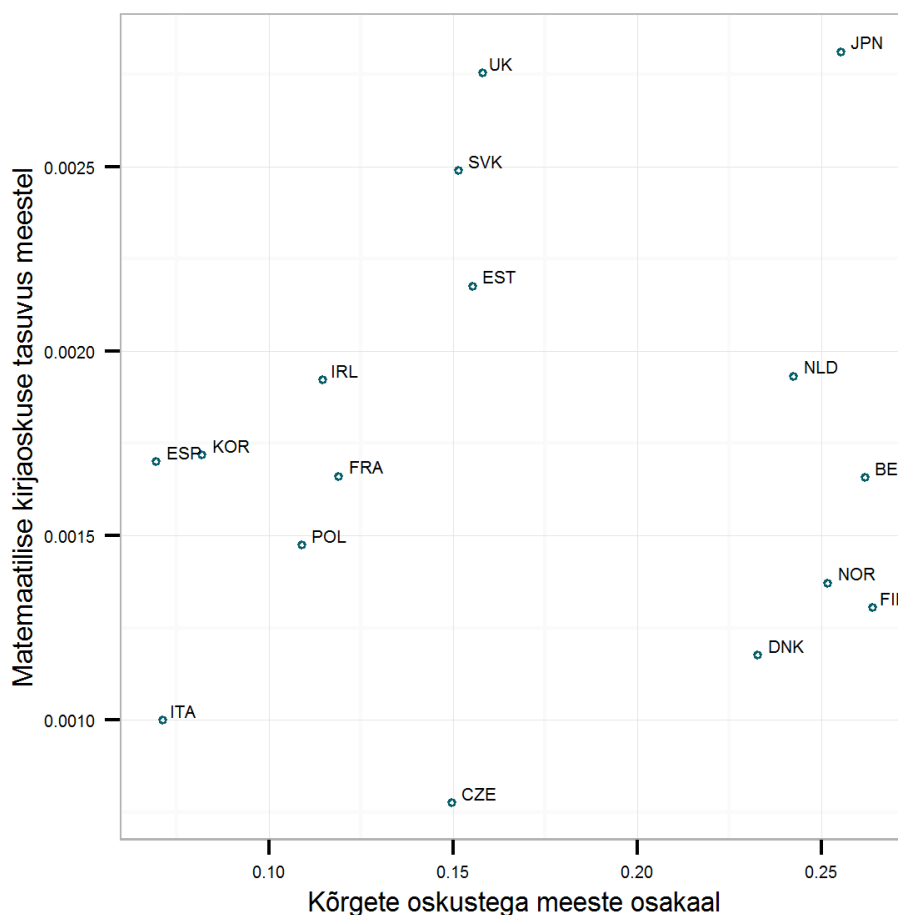
Oskuste nõudlust ja pakkumist on koos kujutatud järgmisel kahel graafikul. Joonisel 10 toodud naiste tulemused on küllaltki hajusad. Eristuvad vaid paar riikide gruppi. Näiteks Taani, Belgia, Norra ja Holland asetsevad väga lähestikku ja neile sarnased tulemused on ka Slovakkias ja Soomes. Need riigid eristuvad palgatöötajate hulgas kõrgete matemaatika oskuste suure osakaaluga, kuid nende oskuse võrdlemisi tagasihoidliku tasuvusega. Teiseks torkavad silma Tšehhi ja Suurbritannia, kus oskuste pakkumine on sarnaselt Eestile riikide hulgas keskmise seas, kuid nende tasuvus selgelt kõrgem kui teistes riikides. Naiste tulemustes jäävad graafiku vasakule poole madalate oskuste pakkumise ja keskpärase või madala tasuvusega Hispaania, Prantsusmaa, Poola, Itaalia ja Korea.



Joonis 10. Naiste oskused eri riikides hinna ja koguse graafikul (PIAACi andmebaas, autori arvutused).

Joonisel 11 toodud meeste tulemustes eristuvad kaks riikide gruppi. Graafiku paremas osas asuvad kõrgete oskuste pakkumisega riigid – Skandinaavia maad, Holland ja Belgia ning neist palju kõrgema tasuvusega Jaapan. Kui Jaapan kõrvale jätta, meenutab see grupp väga eelmisel joonisel nähtut.

Graafiku teises otsas on ülejäänud riigid, kus kõrgete oskustega meessoost palgatöötajate osakaalud on tööturul väiksemad. Kui Tšehhi kõrvale jätta, on nende puhul märgata, et riikides, kus kõrgete oskuste pakkumine on väike, on ka oskuste puhastasuvus väike. Eesti paistab ka meeste seas silma keskpärase pakkumise ja kõrge nõudlusega.



Joonis 11. Meeste oskused eri riikides hinna ja koguse graafikul (PIAACi andmebaas, autori arvutused).

Rahvusvaheliste tulemuste robustsust kontrolliti antud töös regressioonimudelite hindamisega, kuhu olid kaasatud ka nõudlusepoolsed tegurid. Nende võrranditega saadud tasuvuse hinnangud olid ootuspäraselt eespool toodutest väiksemad, jäädes naistel vahemikku umbes 0,85% 10 punkti kohta Belgias, Taanis (ning veel väiksemaks ja ebaoluliseks Koreas ja Itaalias) kuni ligi 1,5%-ni Tšehhis ja Suurbritannias. Meeste oskuste tasuvus ei erinenud statistiliselt olulisel määral nullist Tšehhis, oli madal Taanis ja Soomes (0,6%-0,7%) ja kõrgem Jaapanis ja Slovakkias (umbes 2% 10 punkti kohta). Lisades 25 ja 26 esitatud joonised nõudluspoolsete teguritega regressioonimudelite põhjal on väga sarnased joonistele 10 ja 11.

Rahvusvahelises kontekstis on matemaatilise kirjaoskuse tasuvus, mida hariduse tunnus ära ei selgita, Eestis võrdlemisi kõrge. Kõrgete oskuste pakkumise poolelt kuulub Eesti aga pigem keskmike sekka. Üldiselt tunduvad tulemused kinnitavat üksikuid varasemaid analüüse, mida rahvusvaheliste andmete põhjal varasemalt sarnasel moel on läbi viidud. Käesoleva töö rahvusvaheline analüüs teenib vaid kirjeldavat eesmärki ja edasiarendusena võiks riikide paiknemist graafikutel uurida riike iseloomustavate instututsionaalsete taustatunnuste või makronäitajate info taustal.

KOKKUVÕTE

Oskused ja haridus on inimkapitali teooria raames olnud töö-ökoonoomika oluliseks osaks juba 20. sajandi keskpaigast alates. Beckeri formuleeritud inimkapitali teooria kohaselt on paremate oskustega inimesed kõrgema tootlikkusega, mistõttu on ka nende palgad suuremad. Oskuste kujunemise peamised allikad on kooliharidus ja töökogemus. Beckeri formuleeritud inimkapitali teooriale on pakutud mitmeid alternatiive. Osa neist, näiteks skriinimise ja signaliseerimise teooriad ning kredentsialism, näevad hariduse rolli pigem oskuste indikaatorina, mille abil inimesi tööturul vähem- või rohkemtootlikele ametitele valitakse.

Teist laadi alternatiivsed teooriad seonduvad lisaks inimese enda omadustele ka töökoha karakteristikute tähtsustamisega. Tööd otsiv inimene ei pruugi leida oma oskustele vastat ametit, lisaks oleneb tema palk ja tootlikkus ettevõtte tegevusvaldkonnast ja lõpuks ka sellest, milline ametikoht inimesele ettevõtte sees määratakse. Neid aspekte käsitlevad tööturu segmenteerituse, töökohale määramise ja töö otsimise teooriad. Seega võib palkade kujunemisel oluliseks pidada nii indiviidi enda omadusi, ehk tööturul pakkumise-poolseid tegureid, ja ametikohaga seotud, ehk nõudlusepoolseid tunnuseid.

Kuidas täpselt haridus ja oskused palga kujunemisel rolli mängivad, aitavad selgitada empiirilised uuringud. See on keeruline ülesanne isegi detailse info olemasolul, mida võib pidada käesolevas töös kasutatud PIAACi andmete üheks tugevuseks. Tavapärane probleem palkade modelleerimisel on hariduse endogeensus ja puuduvatest tunnustest põhjustatud potentsiaalne nihe regressioonimudeli abil leitud hinnangutes. Haridust ja palkasid mõjutavad näiteks inimese motivatsioon ja võimekus. PIAACi uuringus mõõdetud kognitiivsed oskused võimaldavad oskusi olulise lisainformatsioonina arvesse võtta ning käesoleva töö kontekstis ka huvipakkuvat tunnuseks analüüsida.

Inimese oskuste kujunemine on omaette uurimisvaldkond, mis ulatub geneetikast ja varase lapsepõlve kasvukeskkonnast klassiruumide suuruse, õpetamise kvaliteedini ja hariduse väärtustamiseni ühiskonna tasandil. Samavõrd lai on tegelikult ka parema hariduse ja oskuste väljundid inimese jaoks. Üheks levinud heaolu lähendiks, mille abil kõrgemate oskuste ja parema hariduse tasuvust mõõta, on inimeste sissetulekud, kuid inimkapitali kõrgem tase suurendab ka hõives oleku tõenäosust. Positiivsed efektid ei piirdu ainult tööturuga. Näiteks on leitud, et haritumad inimesed on parema tervise, kõrgema enesekindluse, suurema sotsiaalse ja ühiskondliku aktiivsusega. Seega on käesolevas töös vaatluse all ainult üks väike aspekt inimkapitali puudutavast uurimisvaldkonnast.

Kognitiivsete oskuste mõju palkadele on empiirilisel paljudes uuringutes analüüsitud. Regressioonimudeleid on valdavalt hinnatud tavalise vähimruutude meetodi abil, mille tulemusi ei saa tõlgendada põhjuslike seostena. Teoreetiliselt on võimalik sobiva instrumentmuutuja leidmisel hariduse või oskuste mõju hinnata, kuid hea instrumendi leidmine on keeruline ja praktikas võib nõrga instrumendi kasutamine mudeli hinnangutes kaasa tuua isegi suuremad nihked kui tavalise vähimruutude meetodi korral. Sõltumata kasutatavast meetodist kinnitab empiiriline kirjandus paremate kognitiivsete oskuste seost kõrgema palgaga, kusjuures matemaatikaoskuste seos tundub mõne allika põhjal olevat tugevam kui lugemisoskusel. Lisaks tasuvusega isiklikul tasandil on empiirilises kirjanduses näidatud, et paremad oskused aitavad kaasa arengule riigi tasandil.

Käesolevas töö fookuses on PIAACi uuringu raames mõõdetud matemaatiline kirjaoskus ja selle oskuse seos palgaga. PIAACis mõõdetud kognitiivsete oskuste uurimine on küllaltki arvutusmahukas. Tulemuste punkthinnangute ja hajuvuse leidmisel tuleb arvestada andmete kaalude ja olenevalt riigist kuni 80 replikatsioonikaaluga, teiseks on oskuste skoorid esitatud kümne tõepärase väärtusena, mida tuleb samuti hajuvuse korrektseks hindamiseks arvesse võtta. Mõlemat aspekti on käesoleva töö arvutustes arvesse võetud.

Matemaatilise kirjaoskuse keskmiste skooride võrdluses on Eesti PIAACi uuringus osalenud riikide keskmike seas ja sama kehtib ka siis, kui vaadata ainult palgatöötajate tulemusi. Riikidevahelised erinevused on küllaltki suured – keskmised väärtused Jaapanis

(ligi 290 punkti) on üle 40 punkti suuremad kui Hispaanias ja Itaalias (alla 250 punkti). Eesti tulemus jääb 275 punkti lähedale. Kui Eesti näitel palkade jaotusi matemaatilise kirjaoskuse ja hariduse kategooriate lõikes lähemalt uurida, paistab visuaalselt silma tugevam seos oskustega. Haridustasemete jaotustes eristub vaid kõrgharidus – madala ja keskmise haridustasemega inimeste palgad on pea identsete jaotustega. Kui need kaks tunnust kokku panna, siis iga haridustaseme lõikes on kõrgem oskuste tase seotud statistiliselt olulisel määral kõrgema palgaga. Riikide lõikes on palkade jaotused väga erinevad ja käesolevas töös neid lähemalt ei uuritud.

Et huvipakkuvaid tegureid palkade modelleerimisel on teisigi, on sobiv meetod nende uurimiseks regressioonimudelite hindamine, kus sõltuvaks muutujaks on logaritmitud tunnipalk. Käesolevas töös on kõik mudelid hinnatud tavalise vähimruutude meetodiga. Juba lihtne Mincer'i võrrandi püstitus näitab, et oskuste ja hariduse seosed palkadega erinevad oluliselt sugude lõikes. Meeste palkade hajuvust kirjeldavad eelkõige oskused ja kõrge haridustaseme seosed lihtsas Mincer'i võrrandi püstituses ei erine meeste puhul statistiliselt olulisel määral madala haridustasemega võrdlusgrupist. Naiste palgavõrrandites on kõrgem haridustase oskuste kõrval eraldi statistiliselt olulise kirjeldusvõimega. Nende erinevuste tõttu on tulemusi Eesti ja rahvusvahelisi tulemusi hinnatud meeste ja naiste lõikes eraldi.

Erinevuste seosed meeste ja naiste vahel tulevad veel selgemalt välja, kui regressiooni-võrranditesse lisada rohkem pakkumisepoolseid taustategureid. Naistel väheneb oskuste tasuvuse koefitsient enim, kui mudelisse kaasata inimese enda haridus, meestel aga tööstaaži ja vanemate hariduse lisamisel. Pakkumisepoolsete taustatunnustega võrrandite tulemused näitavad, et meestel on 10 punkti võrra paremad oskused seotud 1,4%-2,9% kõrgema palgaga, naistel on vastav näitaja 1,2%-2,4%. Need tulemused kajastavad oskusi, mida hariduse tunnus ära ei kirjelda. Hinnates oskuste ja palga vahelist puhasefekti, sõltumata haridustasemest (Mudel 5), selgub, et naiste ja meeste seosed jäävad vastavalt vahemikesse 2,3%-3,4% ja 1,8%-3,3% 10 punkti kõrgema matemaatilise kirjaoskuse skoori kohta. Naiste tulemus erineb statistiliselt olulisel määral koos hariduse infoga hinnatud mudelist. Regressioonanalüüsi tulemused on robustsed erineval kujul hariduse ja oskuste tunnuste kasutamise suhtes. Samuti kontrolliti antud töö tulemusi oskuste skoori ja tööstaaži kõrgema astme polünoome mudelitesse lisades, kuid need

tulemusi ei muutnud. Nõudlusepoolsete teguritega püstituses vähenevad need kordajad vastavalt 1,4% ja 1,1% peale, kuid neis võrrandites on oskuste ja haridusega seotud ka ametikoha karakteristikud, mis muudab tulemuste tõlgendamise keeruliseks.

Rahvusvahelises võrdluses on oskuste tasuvuse hindamiseks kasutatud pakkumispoolsete tunnustega regressioonivõrrandeid, kuigi tulemused on robustsed nõudlusepoolsete tegurite lisamise suhtes. Eesti paistab uuritavate riikide seas silma kõrge matemaatilise kirjaoskusega meeste ja naiste osakaaludes tööturul tugeva keskmikuna. Matemaatilise kirjaoskuse seos palgaga on punkthinnanguna uuritavate riikide seas nii meeste kui ka naiste Eestis puhul suuruselt neljas. Kõrge oskuste tasuvusega nii meeste kui naiste seas paistavad silma Suurbritannia ja Jaapan, madalaga Itaalia, Taani ja Soome.

Meeste ja naiste oskusi nõudluse ja pakkumise kontekstis vaadates ilmnevad mõned üksikud sarnaste tulemustega riikide grupid. Nii meeste kui naiste seas asetsevad küllaltki lähedal Skandinaavia maad ja Holland ning Belgia, kus väga hea matemaatilise kirjaoskusega inimeste osakaal tööturul on kõrge, kuid nende oskuste tasuvus teiste riikidega võrreldes keskpärane või isegi madal. Eesti asend meeste ja naiste graafikul viitab, et siin on küllaltki tugev seos oskuste ja palkade vahel, mida haridus ei suuda kinni püüda, kuid kõrgete matemaatikaoskuste pakkumine on võrreldud riikide hulgas keskpärane.

VIIDATUD ALLIKAD

1. **Arrow, K. J.** Higher Education as a Filter. – *Journal of Public Economics*, 1973, Vol. 2, No. 3, pp. 193-216.
2. **Barrett, G. F.** The Return to Cognitive Skills in the Australian Labour Market. – *Economic Record*, 2012, Vol. 88, Issue 280, pp. 1-17.
3. **Becker, Gary S.** Human Capital. A Theoretical and Empirical Analysis with a Special Reference to Education. 3rd edition. Chicago: University of Chicago Press, 2000, 390 p.
4. **Blau, F. D., Kahn, L. M.** Do Cognitive Test Scores Explain Higher US Wage Inequality? – *The Review of Economics and Statistics*, 2005, Vol. 87, No. 1, pp. 184-193.
5. **Cahuc, P., Zylberberg, A.** Labour Economics. 2nd edition. Massachusetts: The MIT Press, 2004, 844 p.
6. **Carbonaro, W.** Explaining Variable Returns to Cognitive Skill Across Occupations. – *Social Science Research*, 2005, Vol. 34, Issue 1, pp. 165-188.
7. **Card, D.** The Causal effect of Education on Earnings. – *Handbook of Labour Economics*. Edited by O. Ashenfelter ja D. Card. Amsterdam: Elsevier, pp. 1801-1863.
8. **Cawley, J., Heckman, J. J., Vytacil, E.** Three Observations on Wages and Measured Cognitive Ability. – *Labour Economics*, 2001, Vol. 8, Issue 4, pp. 419-442.
9. **De Coulon, A., Marcenaro-Gutierrez, O., Vignoles, A.** The Value of Basic Skills in the British Labour Market. – *London School of Economics*, 2007.
10. **Denny, K., Harmon, C. P., Redmond, S.** Functional Literacy, Educational Attainment and Earnings – Evidence from the International Adult Literacy Survey. The Institute for Fiscal Studies, 2009, Working Papers, 21 p.

11. **Denny, K., Doyle, O.** Returns to Basic Skills in Central and Eastern Europe. – *Economics of Transition*, 2010, Vol. 18, No. 1, pp. 183-208.
12. **Desjardins, R., Rubenson, K.** An Analysis of Skill Mismatch Using Direct Measures of Skill. – *OECD Working Papers*, 2011, No. 63, 87 p.
13. **Dougherty, C.** Numeracy, Literacy and Earnings: Evidence from the National Longitudinal Survey of Youth. – *Economics of Education Review*, 2003, Vol. 22, No. 5, pp. 511-521.
14. **Earle, D.** Skills Qualifications and Wages: An Analysis from the Adult Literacy and Life Skills Survey. – *New Zealand Ministry of Education*, 2009, 37 p.
15. **Green, D. A., Riddell, W. C.** Literacy, Numeracy and Labour Market Outcomes in Canada. – *Canadian International Labour Network Working Papers*, No. 47, 52 p.
16. **Hanushek, E. A., Schwerdt, G., Wiederhold, S., Woessmann, L.** Returns to Skill Around the World: Evidence from PIAAC. – *OECD Education Working Papers*, 2013, No. 101.
17. **Hanushek, E. A., Woessmann, L.** The Role of Cognitive Skills in Economic Development. – *Journal of Economic Literature*, 2008, Vol. 46, No. 3, pp. 607-668.
18. **Halapuu, V., Valk, A.** Täiskasvanute oskused Eestis ja maailmas: PIAAC uuringu esmased tulemused. – *Haridus- ja Teadusministeerium*, 2013, Tartu.
19. **Heckman, J. J.** Schools, Skills and Synapses. – *NBER Working Papers*, 2008, No. 14064.
20. **Heckman, J. J., Stixrud, J., Urzua, S.** The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labour Market Outcomes and Social Behaviour. – *NBER Working Papers*, 2006, No. 12006, 80 p.
21. **Lemieux, Thomas.** The Mincer Equation Thirty Years After *Schooling, Experience, and Earnings*. – *Jacob Mincer, A Pioneer of Modern Labour Economics*. Edited by Shoshana Grossbard, New York, 2006.
22. **Leuven, E., Oosterbeek, H., Van Ophen, H.** Explaining International Differences in Male Skill Wage Differentials by Differences in Demand and Supply of Skill. – *The Economic Journal*, 2004, Vol. 114, Issue 495, pp. 466-486.

23. **McIntosh, S., Vignoles, A.** Measuring and Assessing the Impact of Basic Skills on Labour Market Outcomes. – Oxford Economic Papers, Vol. 53, No. 3, pp. 453-481.
24. **Meadows, P., Metcalf, H.** Does Literacy and Numeracy Training for Adults Increase Employment and Employability? Evidence from the *Skills for Life* Programme in England. – Industrial Relations Journal, Vol. 39, Issue 5, pp. 354-369.
25. **Mincer, J.** Investment in Human Capital and Personal Income Distribution. – Journal of Political Economy, 1958, Vol. 66, No. 4, pp. 281-302.
26. **Mincer, Jacob.** Schooling, Experience, and Earnings. New York: Columbia University Press, 1974.
27. **OECD.** OECD Skills Outlook 2013: First Results from the Survey of Adult Skills. – OECD Publishing, 2013a, 466 p.
28. **OECD.** The Survey of Adult Skills: Reader's Companion. – OECD Publishing, 2013b, 124 p.
29. **OECD.** Technical Report of the Survey of Adult Skills (PIAAC). – OECD Publishing, 2013c, Pre-publication copy, 1033 p.
30. OECD Gender Equality andmebaas, 04.04.2014.
[<http://www.oecd.org/gender/home/>]
31. **OECD, Statistics Canada.** Literacy for Life: Further Results from the Adult Literacy and Life Skills Survey. – OECD Publishing, 2011, 386 p.
32. **Rummo, T.-L.** Tasemehariduse statistika käsiraamat. – Statistikaamet, 2014.
33. **Tire, G., Lepmann, T., Jukk, H., Puksand, H., Henno, I., Lindemann, K., Kitsing, M., Täht, K., Lorenz, B.** PISA 2012: Eesti tulemused. - SA INNOVE, Haridus- ja Teadusministeerium, 2013, 154 lk.
34. **Sakellariou, C.** Central Government Versus Private Sector Wages and Cognitive Skills: Evidence Using Endogenous Switching Regression. – Applied Economics, 2012, Vol. 44, No. 25, pp. 3275-3286.
35. **Spence, M.** Job Market Signalling. – The Quarterly Journal of Economics, 1973, Vol. 87, No. 3, pp. 355-374.

36. **Van de Werfhorst, H. G.** Skill and Education Effects on Earnings in 18 Countries: The Role of National Educational Institutions. – *Social Science Research*, 2011, Vol. 40, No. 4, pp. 1078-1090.
37. **Weiss, A.** High School Graduation, Performance and Wages. – *Journal of Political Economy*, 1988, Vol. 96, No. 4, pp. 785-820.
38. **Weiss, A.** Human Capital vs. Signalling Explanations of Wages. – *The Journal of Economic Perspectives*, 1995, Vol. 9, No. 4, pp. 133-154.

LISAD

Lisa 1. Kirjeldav statistika riikide kohta

		Belgia	Eesti	Hispaania	Holland	Iirimaa
Sugu	Naine	48,5%	55,0%	47,1%	47,9%	52,2%
	Mees	51,5%	45,0%	52,9%	52,1%	47,8%
Haridustase	Madal	11,5%	9,3%	34,4%	23,2%	17,8%
	Keskmine	44,6%	44,4%	24,0%	38,3%	36,7%
	Kõrge	43,9%	46,4%	41,6%	38,5%	45,6%
Vanus	25-29	12,3%	13,9%	12,4%	12,9%	15,0%
	30-34	14,6%	15,2%	17,1%	13,9%	21,7%
	35-39	12,7%	13,8%	16,4%	13,0%	16,0%
	40-44	14,6%	13,5%	16,3%	15,4%	13,5%
	45-49	16,6%	12,4%	14,6%	14,9%	11,0%
	50-54	15,2%	12,4%	11,3%	13,4%	11,0%
	55-59	11,3%	10,9%	9,0%	10,9%	7,7%
60-64	2,7%	7,9%	3,0%	5,6%	4,2%	
Päritolu ja keel	Kohalik	89,9%	69,2%	83,6%	87,4%	76,3%
	Muu	10,1%	30,8%	16,4%	12,6%	23,7%
Kas elab üksi või kaaslasega	Üksik	20,2%	26,1%	28,6%	24,1%	29,8%
	Kaaslase või abikaasaga	79,8%	73,9%	71,4%	75,9%	70,2%
Praeguse ametikoha oskumahuks	Oskus-mahukas	49,0%	46,3%	34,4%	55,3%	42,5%
	Keskmine, valgekrae	24,5%	18,4%	33,9%	28,0%	33,5%
	Keskmine, sinikrae	17,6%	27,0%	17,9%	10,7%	15,6%
	Lihttöö	8,9%	8,3%	13,8%	6,0%	8,5%
Matemaatilise kirjaoskuse skoor (vahemik)	1. tase ja madalam	10,3%	12,1%	23,2%	10,1%	20,2%
	2. tase	27,3%	35,5%	39,5%	26,9%	37,0%
	3. tase	41,4%	39,6%	31,4%	42,6%	32,8%
	4. ja 5. tase	21,0%	12,8%	5,8%	20,4%	10,1%
Matemaatilise kirjaoskuse skoor		287,37	277,13	257,47	287,46	264,81
Keskmine tunnipalk (kohalikus valuutas)		19,79	5,32	10,89	19,54	19,12

Lisa 1 järg.

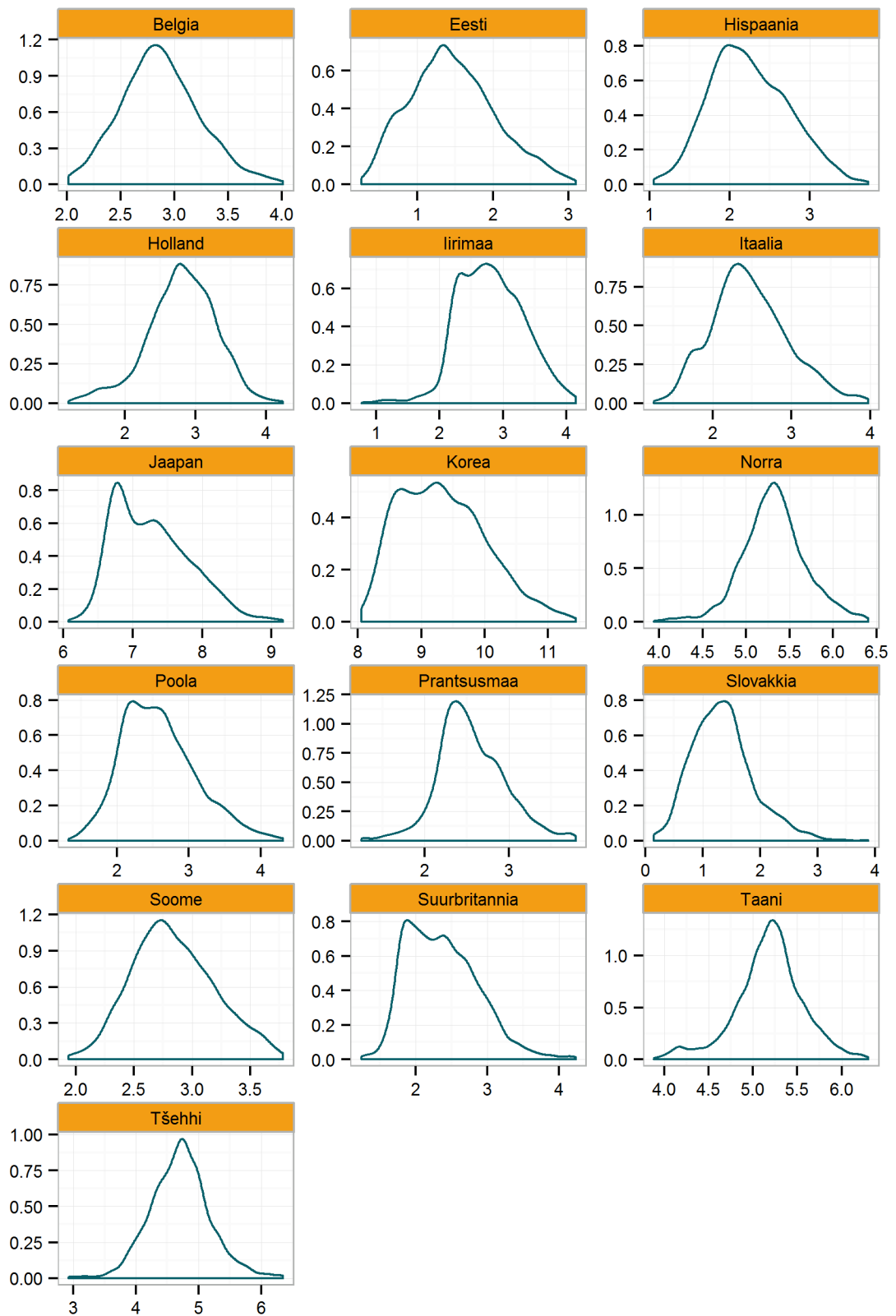
		Itaalia	Jaapan	Korea	Norra	Poola
Sugu	Naine	42,7%	43,2%	40,6%	49,5%	47,0%
	Mees	57,3%	56,8%	59,4%	50,5%	53,0%
Haridustase	Madal	43,0%	9,3%	13,5%	16,9%	5,6%
	Keskmine	40,1%	43,0%	39,5%	37,1%	55,9%
	Kõrge	16,9%	47,7%	47,0%	46,1%	38,5%
Vanus	25-29	11,2%	11,0%	14,6%	11,6%	18,0%
	30-34	14,9%	13,0%	15,3%	13,8%	16,5%
	35-39	17,1%	16,5%	15,0%	14,1%	14,6%
	40-44	17,7%	14,1%	17,9%	15,1%	12,6%
	45-49	16,1%	13,0%	13,5%	13,7%	13,3%
	50-54	12,5%	11,0%	12,7%	12,7%	11,7%
	55-59	7,4%	11,1%	7,0%	10,2%	9,3%
Päritolu ja keel	60-64	3,1%	10,3%	4,1%	8,8%	4,0%
	Kohalik	86,7%	99,7%	97,8%	85,3%	98,4%
Kas elab üksi või kaaslasega	Muu	13,3%	0,3%	2,2%	14,7%	1,6%
	Üksik	35,2%	31,2%	35,2%	24,6%	25,1%
Praeguse ametikoha oskusmahukus	Kaaslase või abikaasaga	64,8%	68,8%	64,8%	75,4%	74,9%
	Oskusmahukas	31,4%	37,6%	31,2%	54,9%	42,3%
	Keskmine, valgekrae	27,8%	36,4%	36,4%	27,6%	21,3%
	Keskmine, sinikrae	28,8%	20,7%	20,8%	13,5%	28,4%
Matemaatilise kirjaoskuse skoor (vahemik)	Lihttöö	12,0%	5,3%	11,6%	4,1%	8,0%
	1. tase ja madalam	25,3%	6,7%	16,6%	10,8%	18,9%
	2. tase	37,9%	25,0%	38,5%	26,4%	37,1%
	3. tase	30,4%	45,7%	36,9%	41,0%	33,7%
Matemaatilise kirjaoskuse skoor	4. ja 5. tase	6,4%	22,7%	7,9%	21,9%	10,3%
		256,66	293,75	267,13	287,19	267,05
Keskmine tunnipalk (kohalikus valuutas)		13,01	1797,00	15160,00	227,75	17,91

Lisa 1 järg.

		Prantsus- maa	Slovakkia	Soome	Suur- britannia	Taani	Tšehhi
Sugu	Naine	49,8%	48,4%	51,2%	48,5%	49,4%	46,9%
	Mees	50,2%	51,6%	48,8%	51,5%	50,6%	53,1%
Haridustas- e	Madal	5,3%	8,8%	9,2%	18,4%	15,5%	5,4%
	Keskmine	56,3%	65,6%	58,1%	38,2%	38,0%	73,4%
	Kõrge	38,4%	25,7%	32,7%	43,4%	46,5%	21,2%
Vanus	25-29	13,2%	14,4%	11,6%	15,0%	10,4%	11,8%
	30-34	13,8%	14,9%	14,3%	13,6%	12,8%	17,8%
	35-39	13,7%	15,5%	13,1%	12,9%	13,0%	15,8%
	40-44	15,4%	12,2%	13,1%	15,3%	15,9%	14,3%
	45-49	15,7%	15,4%	14,5%	14,9%	15,2%	11,9%
	50-54	13,3%	12,1%	12,7%	12,9%	13,9%	14,4%
	55-59	11,4%	12,5%	13,0%	9,3%	11,5%	10,5%
Päritolu ja keel	60-64	3,5%	3,1%	7,7%	6,0%	7,5%	3,6%
	Kohalik	86,0%	92,9%	93,5%	83,9%	89,2%	95,0%
Kas elab üksi või kaaslasega	Muu	14,0%	7,1%	6,5%	16,1%	10,8%	5,0%
	Üksik	27,0%	27,8%	25,1%	31,6%	24,5%	30,4%
Praeguse ametiko- ha oskus- mahu kus	Kaaslase või abikaasaga	73,0%	72,2%	74,9%	68,4%	75,5%	69,6%
	Oskus- mahukas	45,6%	41,6%	48,8%	43,0%	53,7%	36,1%
	Keskmine, valgekrae	24,2%	22,5%	25,6%	32,9%	21,9%	22,7%
	Keskmine, sinikrae	18,8%	27,3%	20,0%	14,6%	16,8%	33,9%
Matemaatil- ise kirjaoskuse skoor (vahemik)	Lihttöö	11,4%	8,6%	5,6%	9,4%	7,5%	7,3%
	1. tase ja madalam	24,4%	8,2%	8,2%	18,6%	9,9%	11,3%
	2. tase	33,3%	30,9%	27,0%	32,2%	27,4%	34,2%
	3. tase	31,8%	45,6%	40,9%	34,3%	42,1%	41,5%
Matemaatilise kirjaoskuse skoor	4. ja 5. tase	10,5%	15,3%	23,8%	14,9%	20,5%	13,0%
		260,93	284,99	291,86	272,19	287,41	278,70
Keskmine tunnipalk (kohalikus valuutas)		13,99	4,74	18,64	13,21	198,34	126,88

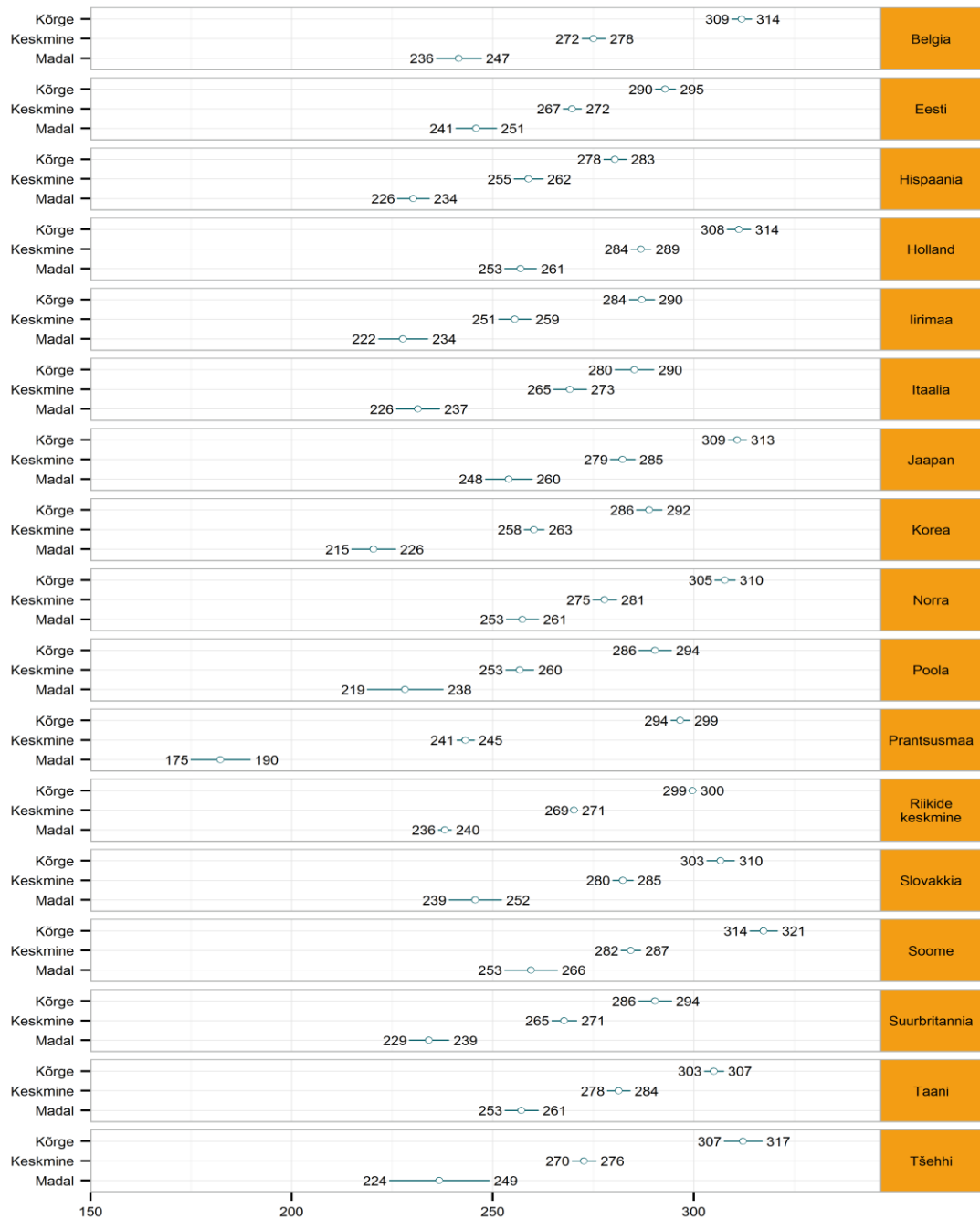
Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 2. Logaritmitud palkade jaotused vähemalt 25-aastaste palgatöötajate seas



Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 3. Matemaatilise kirjaoskuse skoor ja 95% usalduspiirid üle riikide kolme haridustaseme lõikes



Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 4. Kohandatud Waldi testi tulemused keskmiste matemaatilise kirjaoskuse skooride ja logaritmitud tunnipalkade kohta

	Matemaatikaoskuste 1. t�ep�arane v�artus						Logaritmitud tunnipalk					
	Madal haridustase		Keskmine haridustase		K�rge haridustase		Madal haridustase		Keskmine haridustase		K�rge haridustase	
	F-statistik	p-v�artus	F-statistik	p-v�artus	F-statistik	p-v�artus	F-statistik	p-v�artus	F-statistik	p-v�artus	F-statistik	p-v�artus
Belgia	3,662	0,059	54,275	0,000	4,275	0,042	6,719	0,011	0,278	0,600	7,325	0,008
Eesti	18,438	0,000	125,739	0,000	17,157	0,000	2,327	0,131	52,005	0,000	19,881	0,000
Hispaania	9,434	0,003	12,363	0,001	26,839	0,000	1,191	0,278	2,151	0,146	0,912	0,343
Holland	10,154	0,002	49,600	0,000	1,526	0,220	4,168	0,045	3,736	0,057	0,649	0,423
Iirimaa	3,129	0,081	13,223	0,000	1,095	0,299	0,270	0,605	7,042	0,010	4,221	0,043
Itaalia	133,485	0,000	34,984	0,000	0,122	0,728	31,846	0,000	4,590	0,035	6,844	0,011
Jaapan	6,693	0,012	8,697	0,004	0,532	0,468	0,036	0,850	0,623	0,432	1,856	0,177
Korea			51,345	0,000	2,954	0,090			6,645	0,012	0,070	0,791
Norra	5,850	0,018	8,887	0,004	1,618	0,207	0,262	0,610	2,959	0,089	4,590	0,035
Poola	1,048	0,309	49,501	0,000	5,028	0,028	0,459	0,500	4,395	0,039	0,472	0,494
Prantsus- maa			64,734	0,000	1,838	0,179			7,166	0,009	41,887	0,000
Slovakkia			39,932	0,000	1,171	0,283			18,943	0,000	1,567	0,214
Soome	13,145	0,001	33,665	0,000	4,990	0,028	0,592	0,444	5,965	0,017	13,367	0,000
Suur- britannia	9,022	0,004	11,469	0,001	1,641	0,204	5,440	0,022	3,862	0,053	0,094	0,760
Taani	3,110	0,082	15,862	0,000	9,944	0,002	4,801	0,031	1,955	0,166	2,397	0,126
T�sehhi			33,200	0,000	1,994	0,162			27,214	0,000	0,084	0,772

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 5. Pakkumispoolsete teguritega regressioonimudelid naiste kohta

Naised	Mudel1	Mudel 2	Mudel 3	Mudel 4	Mudel 5
Matemaatiline kirjaoskus (10 punkti)	0,004*** (0,0003)	0,0038*** (0,0003)	0,0022*** (0,0003)	0,0018*** (0,0003)	0,0029*** (0,0003)
Tööstaaž		0,0033 (0,0039)	0,0035 (0,0037)	0,0093** (0,0037)	0,0116*** (0,0038)
Tööstaaži ruut		-0,0002** (0,0001)	-0,0002** (0,0001)	-0,0002*** (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)					
Madal haridustase, keskmine lõpetamata			-0,0045 (0,0606)	-0,0487 (0,0726)	
Keskmine haridustase			0,0806*** (0,0451)	0,0458 (0,051)	
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata			0,2101*** (0,0598)	0,1551** (0,0634)	
Kõrgem haridustase			0,4181*** (0,0458)	0,3504*** (0,0508)	
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi		0,143*** (0,0286)	0,5152*** (0,0653)	0,4242*** (0,07)	
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)		0,302*** (0,0302)			
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus				0,0672** (0,0273)	0,1231*** (0,0282)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus				0,1529*** (0,0332)	0,2528*** (0,0325)
Elab elukaaslase või abikaasaga				0,0504** (0,024)	0,0551** (0,0244)
Pole kohalik				-0,2071*** (0,0287)	-0,2088*** (0,0285)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)					
1 laps				-0,0149 (0,0344)	-0,0393 (0,0359)
2 või enam last				-0,0877*** (0,031)	-0,1309*** (0,0332)
Vabaliige	0,2412*** (0,0689)	0,3402*** (0,0735)	0,477*** (0,0783)	0,5801*** (0,0969)	0,4463*** (0,083)

Vaatlusi	2049	2046	2046	1940	1940
Kirjeldatuse tase	0,1072	0,1220	0,2206	0,2609	0,1887

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 6. Pakkumispoolsete teguritega regressioonimudelid naiste kohta

Naised	Mudel1	Mudel 2	Mudel 3	Mudel 4	Mudel 5
Matemaatiline kirjaoskus (10 punkti)	0,0038*** (0,0003)	0,0034*** (0,0003)	0,0029*** (0,0004)	0,0022*** (0,0004)	0,0026*** (0,0004)
Tööstaaž		0,0166*** (0,0049)	0,0175*** (0,0048)	0,0147** (0,0056)	0,0137** (0,0056)
Tööstaaži ruut		-0,0005*** (0,0001)	-0,0006*** (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)					
Madal haridustase, keskmine lõpetamata			-0,1981** (0,0802)	-0,25*** (0,082)	
Keskmine haridustase			-0,1099*** (0,0637)	-0,1519** (0,0612)	
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata			-0,0445 (0,0693)	-0,0948 (0,0702)	
Kõrgem haridustase			0,0639 (0,0692)	0,0062 (0,0679)	
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi			0,0781 (0,0812)	0,0093 (0,0851)	
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)					
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus				0,1344*** (0,0418)	0,146*** (0,0418)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus				0,1777*** (0,0394)	0,2132*** (0,039)
Elab elukaaslase või abikaasaga				0,1262*** (0,0394)	0,1336*** (0,0395)
Pole kohalik				-0,1552*** (0,0342)	-0,149*** (0,0346)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)					
1 laps				0,0114 (0,0482)	0,0105 (0,0498)
2 või enam last				0,0561 (0,0498)	0,0632 (0,0507)
Vabaliige	0,6429*** (0,0987)	0,6879*** (0,1117)	0,869*** (0,1255)	0,9447*** (0,1312)	0,7376*** (0,1207)

Vaatlusi	1476	1473	1473	1391	1391
Kirjeldatuse tase	0,0935	0,1281	0,1477	0,1897	0,17199

Naised	Mudel 1	Mudel 2	Mudel 3	Mudel 4	Mudel 5
Matemaatiline kirjaoskus (10 punkti)	0,004*** (0,0003)	0,0038*** (0,0003)	0,0022*** (0,0003)	0,0018*** (0,0003)	0,0029*** (0,0003)
Tööstaaž		0,0033 (0,0039)	0,0035 (0,0037)	0,0093** (0,0037)	0,0116*** (0,0038)
Tööstaaži ruut		-0,0002** (0,0001)	-0,0002** (0,0001)	-0,0002*** (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)					
Madal haridustase, keskmine lõpetamata			-0,0045 (0,0606)	-0,0487 (0,0726)	
Keskmine haridustase			0,0806*** (0,0451)	0,0458 (0,051)	
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata			0,2101*** (0,0598)	0,1551** (0,0634)	
Kõrgem haridustase			0,4181*** (0,0458)	0,3504*** (0,0508)	
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi		0,143*** (0,0286)	0,5152*** (0,0653)	0,4242*** (0,07)	
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)		0,302*** (0,0302)			
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus				0,0672** (0,0273)	0,1231*** (0,0282)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus				0,1529*** (0,0332)	0,2528*** (0,0325)
Elab elukaaslase või abikaasaga				0,0504** (0,024)	0,0551** (0,0244)
Pole kohalik				-0,2071*** (0,0287)	-0,2088*** (0,0285)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)					0 (0)
1 laps				-0,0149 (0,0344)	-0,0393 (0,0359)
2 või enam last				-0,0877*** (0,031)	-0,1309*** (0,0332)
Vabaliige	0,2412*** (0,0689)	0,3402*** (0,0735)	0,477*** (0,0783)	0,5801*** (0,0969)	0,4463*** (0,083)

Vaatlusi	2049	2046	2046	1940	1940
Kirjeldatuse tase	0,1072	0,1220	0,2206	0,2609	0,1887

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 7. Meeste ja naiste regressioonivõrrandid koos nõudlusepoolsete teguritega, eristades ka ainult täistööajaga palgatöötajaid

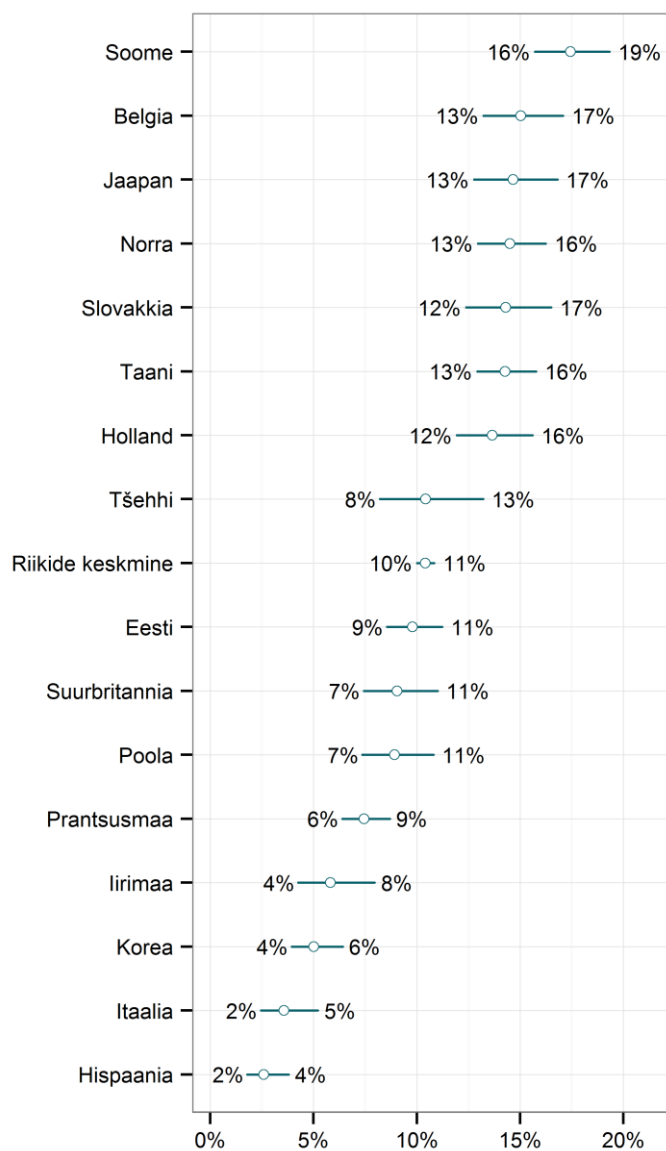
	Naised	Naised, täistööaeg	Mehed	Mehed, täistööaeg
Matemaatiline kirjaoskus	0,0011*** (0,0003)	0,0014*** (0,0003)	0,0014*** (0,0004)	0,0016*** (0,0004)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	-0,0577 (0,0732)	-0,0553 (0,0694)	-0,2447*** (0,079)	-0,2293*** (0,086)
Keskmine haridustase	-0,007 (0,0495)	-0,0281 (0,0461)	-0,1924*** (0,0626)	-0,1683*** (0,0671)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,0199 (0,0607)	-0,0033 (0,0556)	-0,1707*** (0,073)	-0,1241*** (0,0766)
Kõrgem haridustase	0,1407*** (0,0487)	0,0937** (0,0437)	-0,1323** (0,0724)	-0,0963 (0,0747)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,1906*** (0,0682)	0,1057 (0,0657)	-0,1505*** (0,0916)	-0,1051 (0,0931)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0245 (0,0248)	0,0278 (0,0238)	0,1455*** (0,0407)	0,1323*** (0,0422)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,1076*** (0,0297)	0,1314*** (0,0319)	0,1607*** (0,037)	0,1413*** (0,0395)
Tööstaaž	0,0049 (0,0035)	0,0069** (0,0031)	0,01*** (0,0054)	0,0153*** (0,0057)
Tööstaaži ruut	-0,0002** (0,0001)	-0,0002*** (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0213 (0,0223)	0,0131 (0,0236)	0,082** (0,0379)	0,0853** (0,0379)
Pole kohalik	-0,1471*** (0,0283)	-0,1689*** (0,0265)	-0,0928*** (0,0351)	-0,0932*** (0,0364)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				

1 laps	-0,0065 (0,0353)	-0,0091 (0,0319)	0,0009 (0,0491)	-0,0045 (0,0506)
2 või enam last	-0,0606** (0,0306)	-0,0646** (0,0277)	0,0271 (0,0526)	0,0069 (0,053)
<hr/>				
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae	-0,2854*** (0,0271)	-0,2724*** (0,0262)	-0,3001*** (0,0485)	-0,2979*** (0,0494)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae	-0,2106*** (0,0358)	-0,1842*** (0,0332)	-0,0262 (0,0444)	0,0037 (0,0439)
Vähese oskustemahukusega amet	-0,276*** (0,0423)	-0,2986*** (0,0391)	-0,3576*** (0,0755)	-0,3412*** (0,0804)
<hr/>				
Ei kasuta tööl üldse numbrilisi oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1. kvintiil	0,1195*** (0,0379)	0,1445*** (0,0325)	0,1322*** (0,0411)	0,122*** (0,0425)
Numbriliste oskuste indeksi 2. kvintiil	0,0849** (0,0351)	0,1261*** (0,031)	0,1467*** (0,0482)	0,1768*** (0,0489)
Numbriliste oskuste indeksi 3. kvintiil	0,1493*** (0,0375)	0,2235*** (0,0357)	0,302*** (0,0459)	0,3296*** (0,0463)
Numbriliste oskuste indeksi 4. kvintiil	0,1623*** (0,0355)	0,2149*** (0,0334)	0,2985*** (0,0511)	0,3349*** (0,0483)
Numbriliste oskuste indeksi 5. kvintiil	0,2354*** (0,0402)	0,2876*** (0,0372)	0,4047*** (0,0447)	0,4505*** (0,0457)
Vabaliige	1,7637*** (0,1021)	1,4471*** (0,0997)	2,3468*** (0,1556)	1,8331*** (0,1582)
Kirjeldatuse tase	0,3537	0,4031	0,2881	0,2962
Vaatluste arv	1934	1689	1376	1288

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

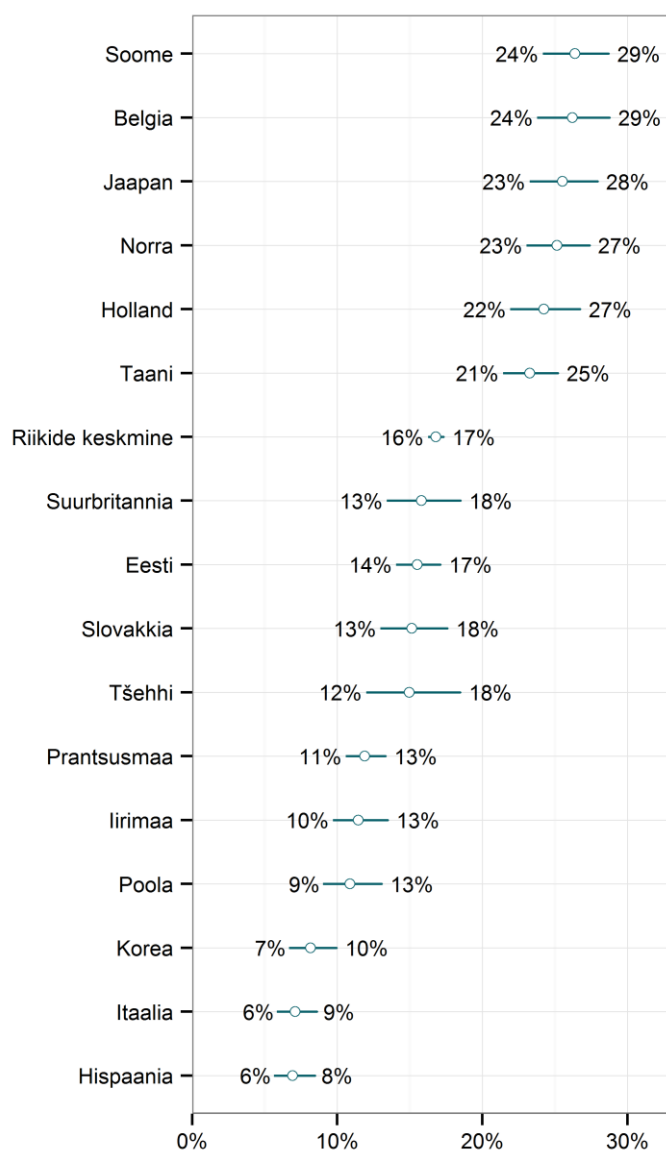
Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 8. Kõrgete oskustega vähemalt 25-aastaste ja tööturul aktiivsete naiste osakaal eri riikides (% üle 10 tõepärase väärtuse)



Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 9. Kõrgete oskustega vähemalt 25-aastaste ja tööturul aktiivsete meeste osakaal eri riikides (% üle 10 tõepärase väärtuse)



Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused

Lisa 10. Regressioonivõrrandid Belgia andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0012*** (0,0002)	0,0009*** (0,0002)	0,0017*** (0,0003)	0,0011*** (0,0003)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0,0694 (0,0749)	-0,0196 (0,0743)	0,1572 (0,1072)	0,0946 (0,095)
Keskmine haridustase	0,0928*** (0,0335)	0,0444 (0,0338)	0,0975*** (0,0326)	0,0794** (0,0315)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,1382*** (0,0453)	0,0577 (0,0473)	0,086* (0,0449)	0,0246 (0,0462)
Kõrgem haridustase	0,4097*** (0,0392)	0,2291*** (0,0418)	0,3563*** (0,0427)	0,2157*** (0,0422)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,3769*** (0,0495)	0,2179*** (0,0467)	0,2827*** (0,0498)	0,1493*** (0,0495)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0299 (0,0195)	0,0145 (0,0192)	0,0161 (0,021)	0,0108 (0,0217)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0852*** (0,0233)	0,0598** (0,0243)	0,0409* (0,024)	0,0162 (0,026)
Tööstaaž	0,0249*** (0,003)	0,0241*** (0,0031)	0,0204*** (0,0036)	0,0199*** (0,0035)
Tööstaaži ruut	-0,0003*** (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)	-0,0002*** (0,0001)	-0,0002*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0237 (0,024)	0,0117 (0,024)	0,0512* (0,0274)	0,0336 (0,0283)
Pole kohalik	-0,0303 (0,0293)	-0,0114 (0,0272)	0,0015 (0,0275)	-0,0116 (0,0276)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	0,0014 (0,0257)	0,0084 (0,0243)	0,0643** (0,0306)	0,0611*** (0,031)
2 või enam last	0,0217 (0,0261)	0,0275 (0,025)	0,0524* (0,0272)	0,0575** (0,0273)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,1058*** (0,02)		-0,1081*** (0,0258)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,1775*** (0,0568)		-0,1247*** (0,025)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,231*** (0,0331)		-0,1484*** (0,0386)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.		0,0332		0,0488***
kvintiil		(0,0265)		(0,0242)
Numbriliste oskuste indeksi 2.		0,0274		0,1149***
kvintiil		(0,0294)		(0,0326)
Numbriliste oskuste indeksi 3.		-0,0051		0,0739**
kvintiil		(0,0336)		(0,034)
Numbriliste oskuste indeksi 4.		0,0027		0,0944**
kvintiil		(0,0324)		(0,0357)
Numbriliste oskuste indeksi 5.		0,0315		0,1508***
kvintiil		(0,0357)		(0,0324)
Vabaliige	5,8357***	8,0104***	5,7413***	7,5765***
	(0,0781)	(0,0886)	(0,0751)	(0,0833)
Kirjeldatuse tase	0,3425	0,38	0,2963	0,3386
Vaatluste arv	1178	1169	1185	1151

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 11. Regressioonivõrrandid Tšehhi andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0024*** (0,0005)	0,0015*** (0,0004)	0,0008 (0,0006)	0,0001 (0,0005)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Keskmine haridustase	0,0317 (0,0492)	-0,0212 (0,0457)	0,1013 (0,0857)	-0,0141 (0,0801)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,1693*** (0,0596)	0,0573 (0,0577)	0,3002*** (0,0995)	0,0635 (0,0924)
Kõrgem haridustase	0,3627*** (0,0798)	0,1654** (0,0736)	0,4552*** (0,1247)	0,1307 (0,1231)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,3789*** (0,0766)	0,1645** (0,0742)	0,6094*** (0,1404)	0,3088** (0,1325)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0571 (0,0429)	0,0284 (0,0449)	0,0624 (0,0641)	0,0406 (0,0707)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,2296*** (0,0735)	0,168** (0,0722)	0,1264 (0,0852)	0,092 (0,0901)
Tööstaaž	0,0186*** (0,0056)	0,0151*** (0,0054)	0,0022 (0,0071)	0,0004 (0,0068)
Tööstaaži ruut	-0,0003** (0,0001)	-0,0003** (0,0001)	-0,0001 (0,0001)	0 (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	-0,0103 (0,0356)	0,0079 (0,0305)	0,105** (0,048)	0,0827* (0,0438)
Pole kohalik	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	-0,0703 (0,0552)	-0,0695 (0,0544)	-0,0071 (0,0506)	0,0058 (0,0456)
2 või enam last	-0,0438 (0,0523)	-0,0388 (0,0506)	0,0263 (0,0527)	0,0249 (0,0494)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,1747*** (0,0448)		-0,2465*** (0,0514)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,1623*** (0,0532)		-0,1527*** (0,0499)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,2915*** (0,0679)		-0,3671*** (0,0819)
Ei kasuta töö üldse numbrilisi oskusi (võrdlusgrupp)				

Numbriliste oskuste indeksi 1. kvintiil		0,0248 (0,0526)		0,0148 (0,0683)
Numbriliste oskuste indeksi 2. kvintiil		-0,0188 (0,0497)		0,0062 (0,0704)
Numbriliste oskuste indeksi 3. kvintiil		0,0188 (0,0566)		0,1803** (0,0779)
Numbriliste oskuste indeksi 4. kvintiil		0,0846 (0,0535)		0,1656** (0,0748)
Numbriliste oskuste indeksi 5. kvintiil		0,1499*** (0,051)		0,1919** (0,0789)
Vabaliige	37,3178*** (0,132)	61,4053*** (0,1441)	72,1297*** (0,1913)	109,3563*** (0,2114)
Kirjeldatuse tase	0,2678	0,35	0,1583	0,2584
Vaatluste arv	1136	1132	1034	1021

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 12. Regressioonivõrrandid Taani andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0014*** (0,0002)	0,0009*** (0,0002)	0,0012*** (0,0002)	0,0007*** (0,0002)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0,1496 (0,0933)	0,0955 (0,0916)	0,0849 (0,0853)	0,0395 (0,0752)
Keskmine haridustase	0,0341 (0,0213)	-0,0068 (0,0247)	0,0647** (0,0268)	0,0408 (0,0264)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,1071** (0,0462)	0,046 (0,0478)	0,0935** (0,0359)	0,0409 (0,0311)
Kõrgem haridustase	0,2067*** (0,0222)	0,0983*** (0,0256)	0,2896*** (0,0296)	0,1634*** (0,0297)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,1478*** (0,0245)	0,0513** (0,0251)	0,2437*** (0,0335)	0,1294*** (0,0345)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0074 (0,0175)	0,0065 (0,0168)	0,0349* (0,0188)	0,0299 (0,0186)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0143 (0,0217)	0,0131 (0,0198)	0,0644** (0,0253)	0,0562** (0,024)
Tööstaaž	0,0123*** (0,0023)	0,0101*** (0,0021)	0,0203*** (0,0032)	0,0179*** (0,0031)
Tööstaaži ruut	-0,0001*** (0)	-0,0001*** (0)	-0,0003*** (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0061 (0,0187)	0,0025 (0,0184)	0,0451** (0,0221)	0,0291 (0,0202)
Pole kohalik	-0,0607*** (0,0219)	-0,0512** (0,0202)	-0,0739*** (0,0286)	-0,0684** (0,0279)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	0,0348 (0,0223)	0,0402* (0,0215)	0,0355 (0,0301)	0,0403 (0,028)
2 või enam last	0,0299 (0,0184)	0,0389** (0,0178)	0,074*** (0,0207)	0,0671*** (0,0196)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,0972*** (0,0197)		-0,1632*** (0,0237)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,1083*** (0,0319)		-0,0926*** (0,0193)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,1239*** (0,0348)		-0,1229*** (0,0319)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.	0,062**			-0,0018
kvintiil	(0,0245)			(0,0282)
Numbriliste oskuste indeksi 2.	0,0594***			0,0386
kvintiil	(0,0192)			(0,0298)
Numbriliste oskuste indeksi 3.	0,1356***			0,0936***
kvintiil	(0,0247)			(0,0282)
Numbriliste oskuste indeksi 4.	0,1344***			0,1214***
kvintiil	(0,0264)			(0,0288)
Numbriliste oskuste indeksi 5.	0,2272***			0,1512***
kvintiil	(0,0266)			(0,0282)
Vabaliige	87,8478***	106,6617***	83,2734***	104,8574***
	(0,0591)	(0,064)	(0,0798)	(0,0829)
Kirjeldatuse tase	0,1909	0,2564	0,2564	0,3167
Vaatluste arv	1977	1973	1919	1903

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 13. Regressioonivõrrandid Soome andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0016*** (0,0002)	0,001*** (0,0002)	0,0013*** (0,0002)	0,0006** (0,0002)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	-0,1093* (0,0655)	-0,1124* (0,0619)	0,1425** (0,061)	0,1046* (0,0532)
Keskmine haridustase	0,0446 (0,0438)	-0,0124 (0,0421)	0,1528*** (0,036)	0,0842** (0,0335)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,1143** (0,0466)	0,0195 (0,0432)	0,2294*** (0,0396)	0,1177*** (0,0414)
Kõrgem haridustase	0,3637*** (0,0459)	0,137*** (0,046)	0,5443*** (0,0418)	0,2763*** (0,0419)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,3421*** (0,0533)	0,1176** (0,0518)	0,3928*** (0,0487)	0,1638*** (0,0488)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,021 (0,0193)	0,0132 (0,0174)	-0,0019 (0,0181)	-0,0132 (0,0168)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0677*** (0,0237)	0,0512** (0,0235)	0,0238 (0,0275)	-0,0062 (0,027)
Tööstaaž	0,0205*** (0,0025)	0,0153*** (0,0024)	0,0272*** (0,0033)	0,0233*** (0,003)
Tööstaaži ruut	-0,0003*** (0,0001)	-0,0002*** (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0106 (0,0184)	0,0081 (0,0172)	0,0292 (0,0241)	0,0157 (0,021)
Pole kohalik	-0,0608* (0,0341)	-0,0136 (0,0265)	-0,0496 (0,0565)	-0,0477 (0,0536)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	-0,0146 (0,0257)	-0,0225 (0,023)	0,0352 (0,0252)	0,0156 (0,0242)
2 või enam last	0,0006 (0,0196)	-0,0036 (0,0187)	0,0909*** (0,0214)	0,0623*** (0,0189)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,1951*** (0,0151)		-0,2285*** (0,0292)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,2143*** (0,0406)		-0,1756*** (0,0213)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,2573*** (0,0296)		-0,2118*** (0,049)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.		-0,0075		0,0408
kvintiil		(0,0312)		(0,0368)
Numbriliste oskuste indeksi 2.		0,008		0,0888**
kvintiil		(0,0297)		(0,0339)
Numbriliste oskuste indeksi 3.		0,0392		0,0856**
kvintiil		(0,0305)		(0,0367)
Numbriliste oskuste indeksi 4.		0,0288		0,1413***
kvintiil		(0,0302)		(0,0356)
Numbriliste oskuste indeksi 5.		0,0747**		0,1806***
kvintiil		(0,0314)		(0,0395)
Vabaliige	5,8664***	9,5245***	5,9394***	9,3384***
	(0,0835)	(0,0847)	(0,0854)	(0,0978)
Kirjeldatuse tase	0,2870	0,3825	0,3153	0,4133
Vaatluste arv	1482	1482	1404	1381

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 14. Regressioonivõrrandid Prantsusmaa andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0015*** (0,0002)	0,001*** (0,0002)	0,0017*** (0,0002)	0,0009*** (0,0002)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Keskmine haridustase	0,1542*** (0,0387)	0,1386*** (0,0372)	-0,01 (0,0456)	-0,0009 (0,0415)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,1551* (0,0752)	0,1208 (0,0743)	0,0464 (0,0738)	0,0003 (0,0652)
Kõrgem haridustase	0,5588*** (0,0421)	0,3891*** (0,0408)	0,2594*** (0,0519)	0,1432*** (0,0479)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,3476*** (0,0462)	0,231*** (0,0432)	0,1352** (0,0563)	0,0602 (0,0541)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0085 (0,0188)	0,0084 (0,0182)	0,0653*** (0,0154)	0,0464*** (0,0156)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0875*** (0,0256)	0,0515** (0,0243)	0,1007*** (0,0225)	0,0684*** (0,0204)
Tööstaaž	0,0198*** (0,0023)	0,0167*** (0,0023)	0,0291*** (0,0037)	0,0259*** (0,0036)
Tööstaaži ruut	-0,0002*** (0,0001)	-0,0001** (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	-0,0258 (0,0188)	-0,0221 (0,018)	0,0277 (0,0184)	-0,0036 (0,0167)
Pole kohalik	0,0049 (0,0223)	0,0189 (0,0221)	0,0283 (0,0263)	0,0379 (0,0248)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	-0,016 (0,0207)	-0,023 (0,0201)	0,0251 (0,0244)	0,0089 (0,0247)
2 või enam last	-0,0354* (0,0218)	-0,0263 (0,0216)	0,0268 (0,0244)	0,0292 (0,0233)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,189*** (0,0183)		-0,1763*** (0,0253)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,2071*** (0,0304)		-0,1423*** (0,022)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,2074*** (0,0273)		-0,2016*** (0,0355)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.		0,0175		0,032
kvintiil		(0,0254)		(0,0245)
Numbriliste oskuste indeksi 2.		0,0182		0,0537**
kvintiil		(0,0271)		(0,0254)
Numbriliste oskuste indeksi 3.		0,0047		0,0909***
kvintiil		(0,0304)		(0,0283)
Numbriliste oskuste indeksi 4.		0,0556*		0,1312***
kvintiil		(0,0295)		(0,0276)
Numbriliste oskuste indeksi 5.		0,0623*		0,1969***
kvintiil		(0,032)		(0,0296)
Vabaliige	3,9289***	5,9511***	4,1963***	6,2302***
	(0,0619)	(0,0683)	(0,0568)	(0,0625)
Kirjeldatuse tase	0,3465	0,3995	0,2831	0,3621
Vaatluste arv	1407	1400	1421	1398

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 15. Regressioonivõrrandid Iirimaa andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0017*** (0,0004)	0,001** (0,0004)	0,0019*** (0,0004)	0,0014*** (0,0004)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0,0929 (0,2478)	0,0002 (0,2298)	0,0678 (0,1412)	-0,0853 (0,1492)
Keskmine haridustase	0,2431*** (0,0465)	0,1726*** (0,0462)	0,0182 (0,0498)	0,0084 (0,0508)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,3978*** (0,0578)	0,2977*** (0,0573)	0,1344* (0,0693)	0,0793 (0,067)
Kõrgem haridustase	0,7969*** (0,0457)	0,4944*** (0,0487)	0,395*** (0,059)	0,2393*** (0,0574)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,6775*** (0,0622)	0,4245*** (0,0717)	0,2938*** (0,0991)	0,1661 (0,1011)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	-0,0177 (0,0339)	-0,0267 (0,0335)	0,0285 (0,0373)	0,0066 (0,0375)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0143 (0,0413)	-0,0158 (0,0368)	0,0921** (0,0374)	0,0711* (0,0373)
Tööstaaž	0,0378*** (0,006)	0,0316*** (0,0061)	0,0312*** (0,006)	0,0255*** (0,006)
Tööstaaži ruut	-0,0006*** (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0101 (0,0246)	-0,0044 (0,0239)	0,0686* (0,0369)	0,0558 (0,0344)
Pole kohalik	-0,1605*** (0,0307)	-0,1219*** (0,0289)	-0,1348*** (0,0337)	-0,1206*** (0,0352)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	0,0555* (0,0293)	0,0562* (0,0283)	0,0139 (0,0613)	0,0193 (0,0613)
2 või enam last	0,0518* (0,0296)	0,0714** (0,029)	0,0862* (0,047)	0,0967** (0,0437)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,2449*** (0,0261)		-0,129*** (0,0405)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,2559*** (0,0586)		-0,108*** (0,0383)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,2694*** (0,0724)		-0,1243** (0,0544)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.		0,1392***		0,063
kvintiil		(0,0457)		(0,0535)
Numbriliste oskuste indeksi 2.		0,1387***		0,051
kvintiil		(0,0442)		(0,0464)
Numbriliste oskuste indeksi 3.		0,1177**		0,1704**
kvintiil		(0,0437)		(0,0669)
Numbriliste oskuste indeksi 4.		0,1266***		0,1568***
kvintiil		(0,0404)		(0,046)
Numbriliste oskuste indeksi 5.		0,2061***		0,2759***
kvintiil		(0,0459)		(0,0553)
Vabaliige	3,8732***	6,5408***	4,6167***	6,0913***
	(0,1226)	(0,1287)	(0,1137)	(0,1239)
Kirjeldatuse tase	0,3438	0,4185	0,2957	0,3504
Vaatluste arv	1364	1362	1086	1077

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 16. Regressioonivõrrandid Itaalia andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0011*** (0,0004)	0,0006 (0,0004)	0,001** (0,0005)	0,0008* (0,0005)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0,0061 (0,059)	-0,0642 (0,0713)	0 (0)	0 (0)
Keskmine haridustase	0,1659*** (0,0458)	0,0606 (0,0465)	0,1022** (0,0427)	0,0652 (0,0426)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,2642*** (0,0524)	0,1167** (0,0479)	0,1646*** (0,0526)	0,0731 (0,0666)
Kõrgem haridustase	0,6683*** (0,0481)	0,3291*** (0,0512)	0,6138*** (0,0652)	0,4237*** (0,0856)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,5305*** (0,0963)	0,2004* (0,1059)	0,2616** (0,1166)	0,0851 (0,1335)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0308 (0,0419)	0,0182 (0,0387)	0,094** (0,0406)	0,0556 (0,0381)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0349 (0,0735)	0,0277 (0,0733)	0,282** (0,1174)	0,216* (0,1147)
Tööstaaž	0,0212*** (0,007)	0,0179*** (0,0061)	0,028*** (0,0068)	0,0246*** (0,0067)
Tööstaaži ruut	-0,0002 (0,0002)	-0,0002 (0,0002)	-0,0003** (0,0002)	-0,0003* (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0 (0,033)	0,0129 (0,0323)	-0,0037 (0,0367)	-0,0296 (0,0348)
Pole kohalik	-0,1801*** (0,0413)	-0,1386*** (0,0394)	-0,1038* (0,0593)	-0,0781 (0,0575)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	0,0785** (0,0371)	0,0742** (0,0358)	0,0834 (0,0551)	0,0836 (0,0525)
2 või enam last	0,1242*** (0,0428)	0,1161** (0,0433)	0,0752 (0,0508)	0,0807 (0,0484)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,2142*** (0,0341)		-0,1895*** (0,0588)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,2748*** (0,0564)		-0,1334** (0,0563)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,2694*** (0,061)		-0,2817*** (0,0695)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.		0,0864*		-0,0233
kvintiil		(0,0441)		(0,0531)
Numbriliste oskuste indeksi 2.		0,0607		-0,0116
kvintiil		(0,0477)		(0,0632)
Numbriliste oskuste indeksi 3.		0,0377		-0,005
kvintiil		(0,0623)		(0,0504)
Numbriliste oskuste indeksi 4.		0,0702		-0,0552
kvintiil		(0,0492)		(0,0608)
Numbriliste oskuste indeksi 5.		0,1207*		0,0888
kvintiil		(0,066)		(0,0729)
Vabaliige	4,0972***	6,5116***	4,514***	6,1661***
	(0,108)	(0,1175)	(0,1325)	(0,1549)
Kirjeldatuse tase	0,3180	0,3729	0,2467	0,3016
Vaatluste arv	812	812	896	872

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 17. Regressioonivõrrandid Jaapni andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,002*** (0,0004)	0,0011*** (0,0004)	0,0028*** (0,0004)	0,002*** (0,0004)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	-0,1711*** (0,0578)	-0,2063*** (0,0592)	-0,01 (0,2485)	-0,1635 (0,3265)
Keskmine haridustase	0,0197 (0,0592)	-0,0291 (0,059)	-0,0223 (0,0534)	-0,0719 (0,0553)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,1357 (0,0963)	0,0302 (0,0925)	-0,0463 (0,1077)	-0,0957 (0,1151)
Kõrgem haridustase	0,2818*** (0,0658)	0,1025 (0,0644)	0,1759** (0,0633)	0,0179 (0,0629)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,4454*** (0,1051)	0,1605 (0,0968)	0,0483 (0,0978)	-0,1319 (0,0942)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,033 (0,0411)	0,0124 (0,0334)	0,0978** (0,04)	0,0939** (0,0415)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0725* (0,0429)	0,0305 (0,0402)	0,1486*** (0,0444)	0,1274*** (0,0442)
Tööstaaž	0,0168*** (0,0045)	0,0132*** (0,0041)	0,0454*** (0,0052)	0,0403*** (0,0052)
Tööstaaži ruut	-0,0001 (0,0001)	-0,0001 (0,0001)	-0,0007*** (0,0001)	-0,0006*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0351 (0,031)	0,0221 (0,0346)	0,1285*** (0,0445)	0,1057** (0,0397)
Pole kohalik	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	-0,0796* (0,0467)	-0,0398 (0,0454)	0,099** (0,0464)	0,075* (0,044)
2 või enam last	-0,1204*** (0,0418)	-0,0829** (0,042)	0,1033** (0,0394)	0,0576 (0,0352)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,2913*** (0,0374)		-0,2345*** (0,0337)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,3713*** (0,0407)		-0,2013*** (0,035)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,3305*** (0,084)		-0,216*** (0,0805)
Ei kasuta tööl üldse numbrilisi oskusi (võrdlusgrupp)				

Numbriliste oskuste indeksi 1. kvintiil		0,0824*		0,2472***
		(0,0408)		(0,0709)
Numbriliste oskuste indeksi 2. kvintiil		0,0999**		0,1527***
		(0,046)		(0,0502)
Numbriliste oskuste indeksi 3. kvintiil		0,2022***		0,2795***
		(0,0494)		(0,0534)
Numbriliste oskuste indeksi 4. kvintiil		0,1783***		0,2726***
		(0,0558)		(0,0541)
Numbriliste oskuste indeksi 5. kvintiil		0,2576***		0,2842***
		(0,0556)		(0,0543)
Vabaliige	458,4394***	811,7325***	347,4278***	502,891***
	(0,1311)	(0,138)	(0,1286)	(0,1337)
Kirjeldatuse tase	0,1820	0,3159	0,2629	0,3324
Vaatluste arv	1308	1306	1429	1415

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 18. Regressioonivõrrandid Korea andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0008 (0,0006)	0,0004 (0,0006)	0,0017*** (0,0005)	0,0012** (0,0005)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Keskmine haridustase	0,24*** (0,0576)	0,1476*** (0,0503)	0,1273** (0,0597)	0,0829 (0,0589)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,7657*** (0,2197)	0,5749** (0,1997)	0,1553 (0,0909)	0,0849 (0,0903)
Kõrgem haridustase	0,8029*** (0,0776)	0,4297*** (0,0762)	0,577*** (0,0726)	0,3919*** (0,0742)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	1,248*** (0,1066)	0,7443*** (0,1055)	0,4419*** (0,1027)	0,2577** (0,105)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0141 (0,0565)	-0,0001 (0,0539)	0,1511*** (0,036)	0,1349*** (0,0373)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0778 (0,0655)	0,012 (0,0623)	0,1997*** (0,0521)	0,1749*** (0,0529)
Tööstaaž	0,0106 (0,0082)	0,0059 (0,0084)	0,0338*** (0,0061)	0,033*** (0,0059)
Tööstaaži ruut	0 (0,0002)	0,0001 (0,0002)	-0,0006*** (0,0002)	-0,0006*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,1415*** (0,0459)	0,127*** (0,044)	0,0626 (0,0519)	0,0528 (0,0514)
Pole kohalik	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	-0,08 (0,0691)	-0,0655 (0,0701)	0,0511 (0,058)	0,0463 (0,0579)
2 või enam last	-0,0974 (0,0648)	-0,0542 (0,0661)	0,1605*** (0,0547)	0,1575*** (0,0562)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,2796*** (0,0456)		-0,1355*** (0,0355)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,3127*** (0,0929)		-0,1543*** (0,0378)

Vähese oskustemahukusega amet		-0,3177*** (0,0785)		-0,1535* (0,0894)
Ei kasuta tööl üldse numbrilisi oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1. kvintiil		0,0526 (0,0738)		0,0773 (0,062)
Numbriliste oskuste indeksi 2. kvintiil		-0,0193 (0,0601)		0,0649 (0,0607)
Numbriliste oskuste indeksi 3. kvintiil		0,1278* (0,0718)		0,223*** (0,0638)
Numbriliste oskuste indeksi 4. kvintiil		0,1223* (0,0692)		0,1359** (0,0531)
Numbriliste oskuste indeksi 5. kvintiil		0,2743*** (0,0781)		0,2055*** (0,0614)
Vabaliige	4663,1319*** (0,1506)	7374,2568*** (0,1629)	3955,6303*** (0,1426)	5093,0323*** (0,158)
Kirjeldatuse tase	0,1760	0,2298	0,2063	0,2283
Vaatluste arv	1216	1211	1557	1543

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 19. Regressioonivõrrandid Hollandi andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0014*** (0,0003)	0,0009*** (0,0003)	0,0019*** (0,0003)	0,0012*** (0,0003)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0,1577 (0,1975)	0,1252 (0,1782)	0,1186 (0,0712)	0,0964 (0,0593)
Keskmine haridustase	0,0954*** (0,0246)	0,0388 (0,0232)	0,1025*** (0,0303)	0,0549* (0,0298)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,2219*** (0,0397)	0,1087*** (0,0382)	0,1693*** (0,0402)	0,068* (0,0394)
Kõrgem haridustase	0,4465*** (0,0326)	0,2683*** (0,0361)	0,4761*** (0,0317)	0,2741*** (0,0339)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,4337*** (0,0362)	0,2455*** (0,0399)	0,4588*** (0,0385)	0,2756*** (0,0352)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0169 (0,0248)	0,0158 (0,0243)	0,0167 (0,0232)	0,001 (0,022)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0228 (0,0282)	0,0232 (0,0268)	0,0553* (0,029)	0,0243 (0,0275)
Tööstaaž	0,0303*** (0,0045)	0,0298*** (0,0041)	0,0161*** (0,0035)	0,0151*** (0,0035)
Tööstaaži ruut	-0,0005*** (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)	-0,0001* (0,0001)	-0,0001* (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0082 (0,0273)	0,017 (0,027)	0,0549* (0,0309)	0,0316 (0,0267)
Pole kohalik	-0,0213 (0,0374)	-0,0084 (0,0351)	-0,1016*** (0,0369)	-0,0801** (0,0338)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	0,0673** (0,0302)	0,0656** (0,0271)	0,1238*** (0,0365)	0,1106*** (0,0323)
2 või enam last	0,0315 (0,0259)	0,0327 (0,0248)	0,1491*** (0,0305)	0,1268*** (0,0267)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,1427*** (0,0232)		-0,1743*** (0,0221)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,2496*** (0,0698)		-0,1977*** (0,0306)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,2564*** (0,0493)		-0,2549*** (0,0482)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.		0,0452		0,0521
kvintiil		(0,0314)		(0,0358)
Numbriliste oskuste indeksi 2.		0,0217		0,0845**
kvintiil		(0,0266)		(0,0359)
Numbriliste oskuste indeksi 3.		0,087***		0,0907**
kvintiil		(0,0304)		(0,0412)
Numbriliste oskuste indeksi 4.		0,0346		0,1407***
kvintiil		(0,0374)		(0,0339)
Numbriliste oskuste indeksi 5.		0,1199***		0,1474***
kvintiil		(0,0342)		(0,0311)
Vabaliige	5,3797***	7,3367***	4,898***	7,495***
	(0,0968)	(0,1021)	(0,0942)	(0,1064)
Kirjeldatuse tase	0,2845	0,3413	0,3753	0,4509
Vaatluste arv	1299	1299	1301	1294

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 20. Regressioonivõrrandid Norra andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0013*** (0,0002)	0,0009*** (0,0002)	0,0014*** (0,0002)	0,0009*** (0,0002)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0,0977 (0,0884)	0,0596 (0,076)	-0,0335 (0,089)	0,0143 (0,0834)
Keskmine haridustase	0,0534** (0,0225)	0,0288 (0,0208)	0,0942*** (0,0254)	0,0776*** (0,0265)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,0795*** (0,0283)	0,0344 (0,0256)	0,0558 (0,0369)	0,0232 (0,0422)
Kõrgem haridustase	0,2745*** (0,024)	0,1203*** (0,0262)	0,275*** (0,0276)	0,1666*** (0,0313)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,2527*** (0,0282)	0,0923*** (0,0322)	0,212*** (0,0382)	0,116*** (0,0384)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,0266 (0,0182)	0,0109 (0,0168)	0,0427** (0,0198)	0,0308 (0,0208)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0218 (0,0178)	0,0167 (0,0186)	0,0474** (0,0214)	0,0485** (0,0227)
Tööstaaž	0,0189*** (0,0026)	0,0166*** (0,0024)	0,0175*** (0,0025)	0,0171*** (0,0026)
Tööstaaži ruut	-0,0003*** (0,0001)	-0,0002*** (0,0001)	-0,0003*** (0)	-0,0003*** (0)
Elab elukaaslase või abikaasaga	-0,0119 (0,0169)	-0,0161 (0,0174)	0,0414** (0,0199)	0,0336 (0,0214)
Pole kohalik	-0,0376* (0,0225)	-0,0186 (0,0245)	-0,1113*** (0,0278)	-0,1004*** (0,0284)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	0,021 (0,0268)	0,0118 (0,0231)	0,0209 (0,0253)	0,0183 (0,025)
2 või enam last	0,0082 (0,0215)	0,0015 (0,0213)	0,0816*** (0,0238)	0,0707*** (0,0231)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,1483*** (0,0195)		-0,1786*** (0,0253)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,1437*** (0,0533)		-0,0965*** (0,0265)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,2082*** (0,0369)		-0,1219** (0,0601)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.		0,0054		0,0614*
kvintiil		(0,0191)		(0,0312)
Numbriliste oskuste indeksi 2.		-0,005		0,0563
kvintiil		(0,0226)		(0,0344)
Numbriliste oskuste indeksi 3.		-0,0032		0,0883**
kvintiil		(0,0212)		(0,0341)
Numbriliste oskuste indeksi 4.		0,0541**		0,1303***
kvintiil		(0,0248)		(0,0332)
Numbriliste oskuste indeksi 5.		0,1412***		0,1549***
kvintiil		(0,0346)		(0,0369)
Vabaliige	94,2097***	122,9872***	100,2056***	119,4176***
	(0,0616)	(0,068)	(0,0628)	(0,0827)
Kirjeldatuse tase	0,2720	0,3461	0,2726	0,3367
Vaatluste arv	1472	1326	1517	1277

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 21. Regressioonivõrrandid Poola andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0013*** (0,0005)	0,0009** (0,0004)	0,0015*** (0,0005)	0,001** (0,0005)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	-0,432*** (0,0796)	-0,4396*** (0,0811)	0,0804 (0,1114)	0,0705 (0,1165)
Keskmine haridustase	0,1069* (0,0616)	0,0394 (0,06)	0,1111 (0,0699)	0,1095 (0,0683)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,136 (0,0908)	0,024 (0,0882)	0,2502*** (0,0851)	0,1758* (0,0858)
Kõrgem haridustase	0,8738*** (0,0652)	0,5123*** (0,072)	0,7848*** (0,0841)	0,4783*** (0,0872)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,7972*** (0,1025)	0,4437*** (0,1067)	0,7813*** (0,0959)	0,4817*** (0,0995)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,1144*** (0,0391)	0,1046*** (0,0382)	0,1644*** (0,0438)	0,1427*** (0,0435)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,221*** (0,0466)	0,2014*** (0,0463)	0,1331* (0,0697)	0,1279* (0,0648)
Tööstaaž	0,0231*** (0,0055)	0,021*** (0,0055)	0,0252*** (0,0063)	0,0234*** (0,0062)
Tööstaaži ruut	-0,0002 (0,0001)	-0,0002 (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0283 (0,0326)	0,007 (0,0319)	-0,0128 (0,061)	-0,0175 (0,0583)
Pole kohalik	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	0,0047 (0,042)	0,0021 (0,0425)	0,1047* (0,0593)	0,0806 (0,0555)
2 või enam last	-0,0269 (0,0361)	-0,0215 (0,0359)	0,0942 (0,0559)	0,0984* (0,0548)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,2587*** (0,0401)		-0,2888*** (0,0603)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,1468** (0,0748)		-0,1837*** (0,0513)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,2234*** (0,0588)		-0,1514 (0,1057)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1. kvintiil		-0,0103 (0,0558)		0,0093 (0,0441)
Numbriliste oskuste indeksi 2. kvintiil		0,0272 (0,0479)		0,0699 (0,0502)
Numbriliste oskuste indeksi 3. kvintiil		0,0454 (0,0459)		0,1101* (0,0624)
Numbriliste oskuste indeksi 4. kvintiil		0,0331 (0,0571)		0,1704** (0,0693)
Numbriliste oskuste indeksi 5. kvintiil		0,1005* (0,0512)		0,1591** (0,0658)
Vabaliige	3,8794*** (0,142)	6,3807*** (0,1654)	4,5298*** (0,1336)	6,6003*** (0,1684)
Kirjeldatuse tase	0,3843	0,4307	0,2715	0,3244
Vaatluste arv	1107	1105	1198	1181

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 22. Regressioonivõrrandid Slovakkia andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0016*** (0,0005)	0,001* (0,0005)	0,0025*** (0,0004)	0,002*** (0,0004)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata				
Keskmine haridustase	0,2155*** (0,0445)	0,0914* (0,0456)	0,0619 (0,0616)	0,0506 (0,059)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,3155*** (0,0684)	0,1363* (0,0668)	0,3035*** (0,0981)	0,1751* (0,0904)
Kõrgem haridustase	0,8223*** (0,0657)	0,4349*** (0,0728)	0,592*** (0,068)	0,3616*** (0,0744)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,6733*** (0,1574)	0,3659** (0,1431)	0,5383*** (0,1019)	0,3076** (0,1187)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus				
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,1812*** (0,0372)	0,1295*** (0,0373)	0,0919** (0,037)	0,075** (0,0347)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,3299*** (0,0602)	0,2527*** (0,059)	0,1895*** (0,0588)	0,1967*** (0,0619)
Tööstaaž	0,0118* (0,0068)	0,0083 (0,0064)	0,0224*** (0,0061)	0,0206*** (0,0061)
Tööstaaži ruut	-0,0001 (0,0002)	-0,0001 (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)	-0,0004*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	-0,0319 (0,0436)	-0,0184 (0,0423)	0,0646 (0,0528)	0,0346 (0,0538)
Pole kohalik	0,0391 (0,0649)	0,0392 (0,0603)	0,0095 (0,0678)	0,0263 (0,0625)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps				
	0,0345 (0,0463)	0,0471 (0,0437)	-0,0456 (0,0561)	-0,0455 (0,0552)
2 või enam last				
	-0,039 (0,0559)	-0,0322 (0,0543)	-0,0346 (0,0574)	-0,0439 (0,0568)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,2055*** (0,0382)		-0,2547*** (0,0584)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,1669*** (0,0524)		-0,1288*** (0,0483)

Vähese oskustemahukusega amet		-0,2382*** (0,0687)		-0,1306* (0,0771)
<hr/>				
Ei kasuta tööl üldse numbrilisi oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1. kvintiil		0,0866 (0,0556)		0,0673 (0,0516)
Numbriliste oskuste indeksi 2. kvintiil		0,0729 (0,044)		0,178*** (0,0571)
Numbriliste oskuste indeksi 3. kvintiil		0,1193* (0,0626)		0,0998* (0,0582)
Numbriliste oskuste indeksi 4. kvintiil		0,1686*** (0,0433)		0,1634*** (0,0585)
Numbriliste oskuste indeksi 5. kvintiil		0,209*** (0,0447)		0,2042** (0,076)
Vabaliige	0,3067* (0,1539)	0,9058*** (0,1739)	0,4073*** (0,1284)	0,7738*** (0,1271)
<hr/>				
Kirjeldatuse tase	0,2698	0,3216	0,2535	0,2943
<hr/>				
Vaatluste arv	1153	1153	1099	1091
<hr/>				

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 23. Regressioonivõrrandid Hispaania andmetel meeste ja naiste kohta

	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0015*** (0,0003)	0,0011*** (0,0003)	0,0017*** (0,0003)	0,0014*** (0,0004)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	-0,1098* (0,0683)	-0,0895 (0,071)	0,1283 (0,0942)	0,0954 (0,0968)
Keskmine haridustase	0,0886** (0,0344)	0,0499 (0,036)	0,2672*** (0,0346)	0,2181*** (0,0365)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,1985*** (0,0619)	0,1802** (0,0668)	0,2721*** (0,058)	0,1904*** (0,0597)
Kõrgem haridustase	0,5155*** (0,0383)	0,3077*** (0,0432)	0,6069*** (0,0403)	0,4567*** (0,0439)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,6063*** (0,0528)	0,3326*** (0,0521)	0,5582*** (0,048)	0,4249*** (0,0522)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,1231*** (0,0409)	0,102** (0,0395)	0,1067** (0,0395)	0,0712* (0,0412)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0931** (0,0421)	0,0413 (0,0422)	0,0675 (0,0472)	0,0255 (0,0446)
Tööstaaž	0,0186*** (0,0056)	0,0191*** (0,0055)	0,0163*** (0,005)	0,0178*** (0,0048)
Tööstaaži ruut	-0,0001 (0,0001)	-0,0001 (0,0001)	-0,0002* (0,0001)	-0,0002** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,0573* (0,0286)	0,0483* (0,0279)	0,0661** (0,0323)	0,0579* (0,0313)
Pole kohalik	-0,1417*** (0,0377)	-0,1238*** (0,0352)	-0,0699 (0,0464)	-0,0514 (0,0438)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	0,0337 (0,0379)	0,0434 (0,0343)	0,0819 (0,0497)	0,0705 (0,0459)
2 või enam last	0,0424 (0,0356)	0,0425 (0,0349)	0,0757* (0,0404)	0,0709* (0,0388)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,2465*** (0,0359)		-0,1581*** (0,0355)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,2227*** (0,082)		-0,167*** (0,0339)

Vähese oskustemahukusega amet		-0,2741*** (0,0505)		-0,2664*** (0,0456)
Ei kasuta tööl üldse numbrilisi oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1. kvintiil		0,0819** (0,0336)		0,1049** (0,0467)
Numbriliste oskuste indeksi 2. kvintiil		-0,0364 (0,0425)		0,0385 (0,04)
Numbriliste oskuste indeksi 3. kvintiil		0,0381 (0,0422)		0,0778* (0,0385)
Numbriliste oskuste indeksi 4. kvintiil		0,0246 (0,0435)		0,0882** (0,0385)
Numbriliste oskuste indeksi 5. kvintiil		0,0173 (0,0458)		0,013 (0,0448)
Vabaliige	2,557*** (0,0999)	4,0678*** (0,103)	2,7249*** (0,1038)	3,7377*** (0,1171)
Kirjeldatuse tase	0,3823	0,4445	0,3258	0,3624
Vaatluste arv	1060	1058	1151	1136

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 24. Regressioonivõrrandid Suurbritannia andmetel meeste ja naiste kohta

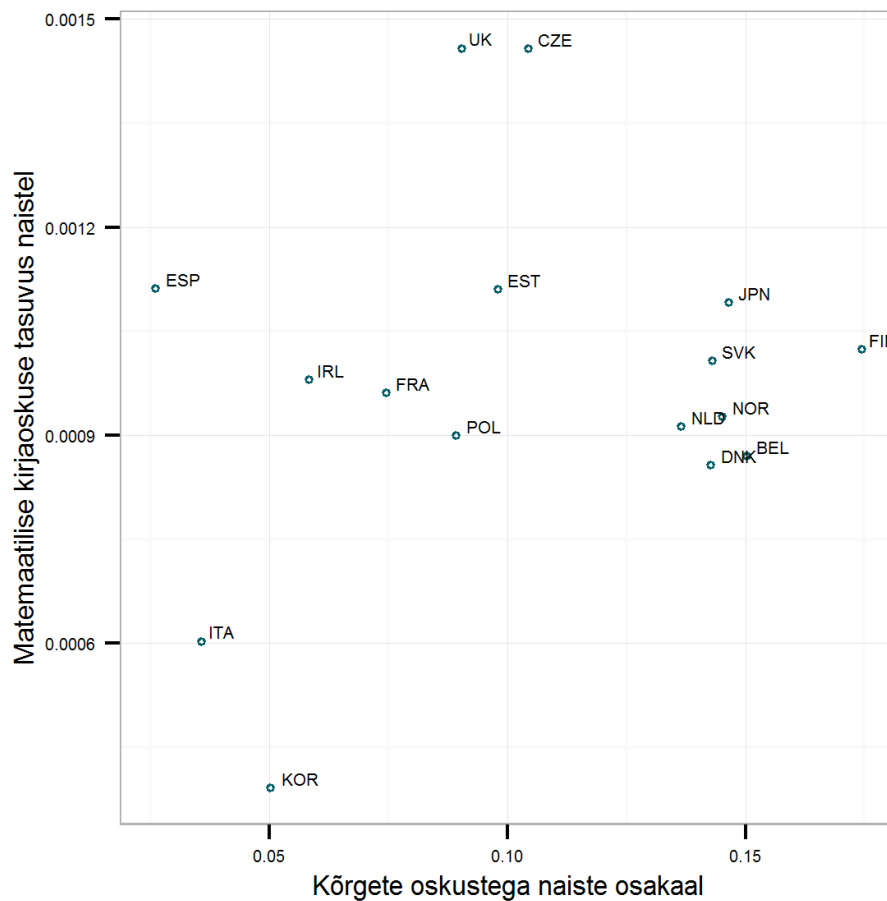
	Naised I	Naised II	Mehed I	Mehed II
Matemaatiline kirjaoskus	0,0024*** (0,0003)	0,0015*** (0,0003)	0,0028*** (0,0004)	0,0016*** (0,0004)
Madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Madal haridustase, keskmine lõpetamata	0,1729* (0,1002)	0,0083 (0,0715)	-0,0331 (0,0814)	-0,0069 (0,077)
Keskmine haridustase	0,124*** (0,0346)	0,0656* (0,0351)	0,031 (0,0534)	0,0387 (0,0467)
Keskmine haridustase, kõrgem lõpetamata	0,2363*** (0,0501)	0,1497*** (0,0541)	0,0975 (0,0958)	0,0156 (0,0743)
Kõrgem haridustase	0,478*** (0,0371)	0,2124*** (0,0382)	0,3751*** (0,0577)	0,181*** (0,0498)
Kõrge haridustase omandatud, õpib edasi	0,4669*** (0,0535)	0,2161*** (0,0491)	0,4014*** (0,0898)	0,2632*** (0,0874)
Mõlemal vanemal madal haridustase (võrdlusgrupp)				
Vähemalt ühel vanemal keskmine haridus	0,008 (0,0305)	-0,0179 (0,0268)	0,0399 (0,0348)	0,0021 (0,039)
Vähemalt ühel vanemal kõrge haridus	0,0586 (0,0474)	0,0335 (0,0408)	0,1846*** (0,045)	0,1113** (0,0419)
Tööstaaž	0,0289*** (0,0049)	0,0205*** (0,0046)	0,0368*** (0,0054)	0,0313*** (0,0053)
Tööstaaži ruut	-0,0005*** (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)	-0,0006*** (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)
Elab elukaaslase või abikaasaga	0,066** (0,0288)	0,0459* (0,0238)	0,0833** (0,0392)	0,0274 (0,0362)
Pole kohalik	0,0234 (0,0361)	0,0543* (0,0314)	-0,0684* (0,0408)	-0,0398 (0,0389)
Lapsi pole (võrdlusgrupp)				
1 laps	-0,0397 (0,0382)	-0,0011 (0,0309)	0,0391 (0,047)	0,0637 (0,0404)
2 või enam last	-0,1053*** (0,0296)	-0,0453 (0,0285)	0,0265 (0,0403)	0,0536 (0,0323)
Oskustemahukas amet (võrdlusgrupp)				
Keskmise oskustemahukusega amet, valgekrae		-0,2991*** (0,0283)		-0,2855*** (0,0473)
Keskmise oskustemahukusega amet, sinikrae		-0,3764*** (0,0445)		-0,2188*** (0,0401)
Vähese oskustemahukusega amet		-0,3688*** (0,0426)		-0,3386*** (0,0503)

Ei kasuta tööl üldse numbrilisi				
oskusi (võrdlusgrupp)				
Numbriliste oskuste indeksi 1.		0,0598*		0,0227
kvintiil		(0,0343)		(0,0469)
Numbriliste oskuste indeksi 2.		0,1308***		0,0142
kvintiil		(0,0321)		(0,0582)
Numbriliste oskuste indeksi 3.		0,0936***		0,0208
kvintiil		(0,0307)		(0,0465)
Numbriliste oskuste indeksi 4.		0,0901**		0,1655***
kvintiil		(0,0341)		(0,0427)
Numbriliste oskuste indeksi 5.		0,1583***		0,2734***
kvintiil		(0,0454)		(0,0531)
Vabaliige	2,2334***	4,6852***	1,9505***	4,3246***
	(0,0924)	(0,0993)	(0,1157)	(0,1298)
Kirjeldatuse tase	0,3011	0,4376	0,3178	0,4434
Vaatluste arv	2152	2126	1484	1462

*** tähistab statistilist olulisust nivool 0,01, ** nivool 0,05 ja * nivool 0,1. Sulgudes on esitatud standardvead.

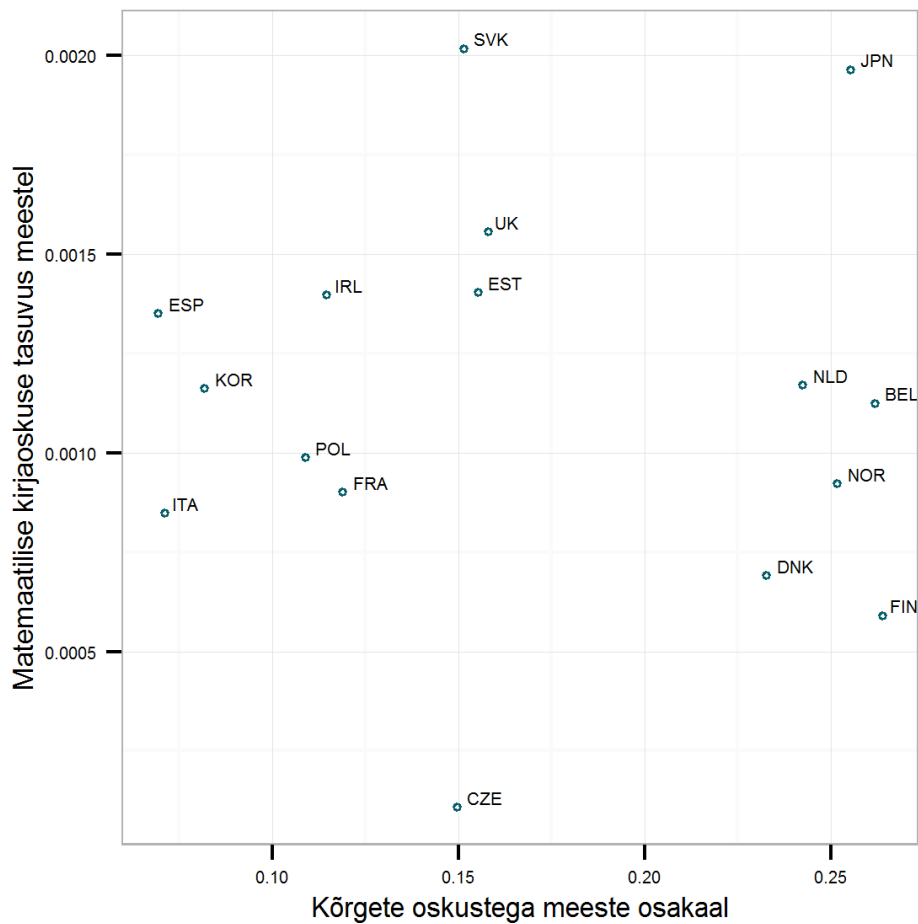
Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 25. Naiste oskused eri riikides hinna ja koguse graafikul nõudluspoolsete teguritega regressioonimudeli põhjal



Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

Lisa 26. Meeste oskused eri riikides hinna ja koguse graafikul nõudluspoolsete teguritega regressioonimudeli põhjal



Allikas: PIAACi andmebaas, autori arvutused.

SUMMARY

RETURNS TO NUMERACY SKILLS IN ESTONIA COMPARED TO OTHER OECD COUNTRIES BASED ON PIAAC DATA

Mart Kaska

Measuring returns to human capital is one of the central themes in labour economics, but due to data limitations, research can usually only focus on levels or years of education. Such estimates are certainly biased due to the lack of information about skill and ability levels of individuals. Recent data from the Programme for the International Assessment of Adult Competences (PIAAC) presents the opportunity to compare returns to key information-processing skills in quite a few OECD countries that participated in the study, including Estonia. Although PIAAC has two predecessors, namely the International Adult Literacy Survey (IALS) and Adult Literacy and Life Skills Survey (ALLS), this is the first time such a survey includes Estonia.

Program for International Student Assessment (PISA) is a similar study that measures skills among 15-year-olds. Results from the last wave of PISA, which had a special focus on mathematics, were also recently published. PIAAC and PISA are two parts that constitute to a broader picture of the skill levels of youth and working-age people. Since different waves of PISA and PIAAC (or its predecessors) are comparable, these studies enable countries to draw conclusions about the population's skill levels with clear policy implications. The previous as well as earlier waves of PISA indicate that Estonian youth are among top performers in OECD countries.

Numerous studies have measured returns to skills using data from IALS, ALLS or some other country-specific programs and many have found that among cognitive skills numeracy has the strongest effect on wages. The aim of the current work is to investigate

the returns to numeric skills among adults in Estonia and compare the results to other countries. Three general tasks help reach this aim:

- 1) Present an overview theoretical frameworks combining skills, education and wages and the possibilities to empirically estimate links between them;
- 2) Investigate returns to numeracy skills in different regression models;
- 3) Compare Estonia's results to other countries that participated in PIAAC in a supply and demand framework.

Numeracy skills measured in PIAAC have the following definition: the ability to access, use, interpret and communicate mathematical information and ideas in order to engage in and manage the mathematical demands of a range of situations in adult life. (OECD, 2013a: 59) Skills are measured on a scale of 0 to 500.

The first part of the current work addresses the first of the three tasks, giving an overview of main theories in the field, problems with estimation and results from empirical research. The main focus among theories is on human capital theory formulated by Gary S. Becker, who associated higher levels of general and specific skills with higher productivity that results in higher wages in a perfect labour market. This is a fairly simple model with quite a few strong assumptions that have been questioned by alternative theories, for example signalling or screening, labour market segmentation, job search and assignment theories. The latter three place a greater weight on the demand side of the labour market, i.e. factors associated with specific occupations.

Empirical research about returns to human capital has confirmed the importance of investigating both the supply and demand side factors of wages. Also, when comparing different countries, institutional aspects, for example the role of vocational education, play an important role in explaining differences. However, getting reliable results about the effects of human capital on wages is not an easy task. Omitted variable bias is a major concern in most studies that only include information about the educational level of individuals. Even when information about skills is available, as is the case with PIAAC data, the driving force behind the levels of education and skills could be non-cognitive, such as motivation or perseverance. Also, a large strand of research investigates the forces behind cognitive skills. Education is one important factor including the quality of teachers and classroom size, but the socio-economic background of parents, genetics and an

environment that encourages young children to develop their skills have also been found to play a major role in the later level of education, skills and income.

Of course such rich data is rarely available, therefore causal links between human capital and wages are very hard to estimate. Theoretically, ideal instrumental variables could overcome the omitted variable bias, but such variables are difficult to find. In reality, estimates with instruments show an even larger bias compared to ordinary least squares estimates, whose positive bias they are intended to fix.

The second part of the current thesis is empirical and focuses on the second and third task. Estimating the returns to numeric skills from PIAAC requires quite a lot of computational effort. First, the survey design includes sample and replication weights. In addition, cognitive skills are estimated using a latent variable regression, which means that scores in numeracy are possible realisations from a distribution of results. Ten plausible values are presented and each have to be used in calculations to arrive at correct point estimates and variance. All of the results in the current thesis (except for wage and skills scatterplots and density plots) are based on calculations accounting for the survey design and ten plausible skill values.

In the sample included in the current study, Estonia is among middle performers in average numeracy skills. Japan and Finland show highest scores while Southern European countries of France, Italy and Spain are the worst performers. In all countries, employed workforce has higher averages than the full population. The current thesis excludes under 25-year-olds and entrepreneurs from the analysis, focusing only on paid employees.

A simple overview of wage distributions indicate that in most countries there is a clear positive link between skill levels and wages. The results for educational levels are not that unequivocal in some countries, including Estonia. Logs of hourly wages are almost identically distributed among those with lower (generally referring to lower secondary or 2-year vocational education) or middle (generally referring to secondary or a 3-year vocational education) level education.

In order to investigate the link between skills, education and wages more closely, ordinary least squares regression is used. Simple Mincer equations with and without the inclusion

of numeracy scores indicate fundamental differences between males and females in the Estonian labour market. Cognitive skills seem to explain most of the variance of education with respect to wages for males. For females, higher education is related to higher wages even after the variance of skills is accounted for. These differences remain in other regressions with more background characteristics from the supply and demand side. The results for Estonia are robust to different specifications of education (different number of levels) and skills (continuous or categorical with different number of levels). They indicate that a 10-point increase in cognitive skills is associated, on average, with a 2,2% higher hourly income for males and 1,8% for females. The effect is similar for only full-time employees.

For an international comparison, similar regressions based on supply side characteristics are estimated for other countries that participated in PIAAC and reported all necessary data (demand side factors are included for robustness checks). From these, estimates indicating the returns to skills are used as prices for graphing results in a demand-supply framework. The quantity is determined by the share of males and females aged at least 25 and active in the labour market with high numeric skills (levels 4 and 5). Both the price and quantity of skills are consistent in an international comparison in that a country with a higher shares of skilled male workers or higher returns to numeracy for male workers also report higher results for females.

A group of countries consisting of Finland, Belgium, Japan, Norway, Denmark and Belgium has the highest shares of skilled workers (about 25% of males and 15% of females). Returns to numeric skills for men are highest in Japan, Slovakia and the UK (over 2,5% for a 10-point increase in skills) and for women in Japan, the UK and the Czech Republic (over 2% for a 10-point increase in skills).

Plotting these results in the same graph gives interesting results, especially in the case of females. Several groups of countries seem to be positioned near a similar demand curves, for example Spain, Italy and Korea, where the price and quantity are low compared to other countries. On the other side of the graph with high returns and high shares of skilled workers are the UK, the Czech Republic, Japan and Finland, also positioned so that a common supply curve could pass them. In case of men the picture is more hectic with a few bundles of countries, e.g. Norway, Finland, Denmark and Belgium with high shares

and fairly low returns to high skills, and Spain, Korea, Ireland, France and Poland with low shares and average returns. Although men's results do not fit well along possible demand curves, they do seem to fall quite close to three potential supply curves (except for a few outlier countries).

This is an interesting framework that could be developed by taking into account institutional or macroeconomic factors. However, it is only a descriptive tool. Results presented in this thesis do not measure causal links. Causality needs different estimation methods (e.g. instrumental variables or structural equations) and these were not in the scope of this work.

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Mart Kaska _____,
(*autori nimi*)

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose
Matemaatilise kirjaoskuse tasuvus Eestis, võrreldes teiste OECD riikidega PIAACi uuringu andmete põhjal _____,
(*lõputöö pealkiri*)

mille juhendajad on Ott Toomet ja Sten Anspal _____,
(*juhendaja nimi*)

- 1.1. reprodutseerimiseks säilitamise ja üldsusele kättesaadavaks tegemise eesmärgil, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace-is lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;
- 1.2. üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tartu Ülikooli veebikeskkonna kaudu, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace'i kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.
2. olen teadlik, et punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.
3. kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest tulenevaid õigusi.

Tartus, 19.05.2014