

2.2

PISA-pimedus. Miks Eesti ei kasuta oma registriandmete potentsiaali?

Eneli Kindsiko ja Liis Roosaar

PÕHISÕNUMID

- **Eesti hariduslõhe on väheste ressurssidega koolis õppiva ja nõrga sotsiaalmajandusliku taustaga lapse nägu.** Koolide tegevuskeskkonnad on väga erinevad – mõnes napib õpetajaid, tugispetsialiste ja õppevahendeid, teises on need paremini tagatud. Tekib küsimus, kas koolide ressursinappus ei suru lapsevanemaid üha enam oma vahenditega kooli puudujääke kompenseerima.
- **Tallinn on kõige kiiremini hariduslikult kihistuv piirkond.** Tallinnas on kooliõpilaste ema ja isa keskmise sissetuleku ja matemaatikatumuste seos olnud järjepidevalt ligi kaks korda tugevam kui mujal Eestis.
- **Kuigi Eesti on tuntud e-riigina, ei ole digiareng haridusmaastikule jõudnud ühtlaselt.** Registriandmed, mille kasutamine on takerdunud nii väheste teadlikkuse kui ka järjest karmistuvate andmekaitseõuete taha, oleksid juba ammu näidanud, et hariduslik ebavõrdsus süveneb. PISA nõrga teadusliku alusega mõõdik aga pehmendab või moonutab tegelikku pilti.

SISSEJUHATUS

OECD määratluse¹ järgi ei tähenda hariduslik võrdsus seda, et kõik õpilased saavutavad samu tulemusi, vaid et nende edu ei tohiks sõltuda teguritest, nagu sotsiaalne või majanduslik taust, mille üle neil puudub kontroll. Õpilaste sotsiaalse tausta mõju õpitulemustele sõltub vanusest,

soost ja õppeainest: taust kaalub rohkem seal, kus kooli mõju on väiksem (nt lugemises), samas kui kooli kvaliteet loeb enam sellistes ainetes nagu matemaatika ja loodusteadused. Haridusliku ebavõrdsuse süvenemine Eestis nõuab julgeid samme kehvemas seisus koolide

kvaliteedi tõstmiseks, kusjuures andmepõhisel haridusanalüütikal on selles suur, kuid seni vähe kasutatud potentsiaal.

PISA SOTSIAALMAJANDUSLIKU STAATUSE MÕÕDIK VÄÄRIB KRIITIKAT

Eesti on seni tuginenud haridusliku ebavõrdsuse hindamisel PISA testile. Ent 2022. aasta tulemused, mis näitasid kihistumise süvenemist (13% matemaatikatumuste varieeruvusest on seletatav laste koduse taustaga), tõstatavad siiski küsimuse: kas hariduslik ebavõrdsus on Eestis tõesti uus nähtus?² Tuleb arvestada, et PISA taustamõõdik on ka ajas muutunud (eeskätt muutus see 2022. aasta voorus) ning otsene võrdlus varasemate tulemustega pole alati adekvaatne, kuigi seda sageli tehakse. Soovime rõhutada, et käesolev artikkel käsitleb üksnes PISA sotsiaalmajandusliku taustamõõdiku adekvaatsust ega sea mingil viisil kahtluse alla PISA akadeemiliste testide kvaliteeti.

Rahvusvahelised uuringud hoiatavad, et PISA taustamõõdikust tehakse liiga kaugeleulatuvaid järeldusi, mistõttu ei saa väita, et õpilaste sotsiaalmajanduslik taust mõjutab tulemusi alles nüüd. Teaduskirjanduses nimetatakse prestiiži ja tiitlite alusel (pimesi) usaldamist prestiižikaldeks.³ Me kipume usaldama enim neid inimesi ja institutsioone, kes on juba saavutanud edu või tuntuse mõnes valdkonnas. Selline nn usalduse kiirtee toimib eriti kiiresti rahvusvaheliste pingeridade, näiteks PISA puhul. Ent uuringu tegeliku usaldusväärsuse määrab mitte institutsiooni või vastutajate autoriteet, vaid eeskätt uuringu meetodiline täpsus ja ajakohasus. Paraku on PISA kõrge prestiiž varjutanud Eestis sisemiste ebavõrdsuste adekvaatset käsitlemist.⁴

Teadusmaailmas on haridusliku ebavõrdsuse mõõdikute n-ö kuldseks kolmikuks vanemate sissetulek, amet ja haridus. PISA testi puhul on õpilaste koduse tausta mõõdik staatuse indeks (*economic, social and cultural status*, ESCS), mis koondab ühte muutujasse õpilase sotsiaalse, majandusliku ja kultuurilise tausta. Teadlased on toonitanud, et ESCS-il puudub selge teaduslik

alus: klassikalisest sotsiaalmajanduslikust kolmikust on kaasatud vanemate haridus ja amet, kuid pere sissetuleku asemel kasutatakse vaid kodust vara kui kaudset näitajat.⁵ PISA sotsiaalmajandusliku tausta mõõdiku probleem peitub eelkõige andmete kogumise viisis. Veelgi enam, hinnang põhineb õpilaste küsitlusel, millele jäätavad sageli vastamata – nagu Saksamaa andmete najal on tuvastatud – just vaesemate perede lapsed.⁶ Alljärgnevad vaatame lähemalt, mis on problemaatiline nende kolme komponendi puhul, mida PISA õpilaste tausta mõõtmiseks rakendab.

Majanduslik komponent „kodune vara ja ressursid“ mõõdab materiaalsel heaolu, tuginedes tarbimisharjumustele – see põhineb 15-aastaste kodudes olemasolevatel asjadel.⁷ Õpilased hindavad, kas neil on kodus olemas teatud esemed (nt õppimiseks vajalik laud, oma tuba jne), sealhulgas kolm asja (vt tabel 2.2.1), mis riigiti erinevad ja mis PISA kohaselt näitavad pere rikkust just konkreetses riigis.

Kantar Emori 2025. aasta uuringu järgi leiab 56% Eesti elanikest, et väikelaene antakse liiga kergekäeliselt, ning ligi viiendik on viimase kolme aasta jooksul võtnud tarbimislaenu.⁸ See seab küsimärgi alla esemete kasutamise rikkuse mõõdupuuna – näiteks ei tähenda järeelmaksuga ostetud PlayStation veel, et perel jaguks raha lapsele matemaatika eraõpetaja palkamiseks, kui lapsel tekivad õpilüngad.

Klassikaliselt arvatakse, et raamatute arv kodus on indikaator heast kodusest intellektuaalsest keskkonnast, mis viib õpilase kõrgemate õpitulemusteni. PISA kasutab tööpoolest ühe testküsimusena ka seda, kui palju raamatuid kellelgi kodus on. Küsimus on detailselt jaotatud lausa eri liikide (nt vaimulikud raamatud, kirjandusklassika, teadusraamatud, tehnilised käsiraamatud jne) kaupa ning täpsusega 1–5, 6–10 ning rohkem kui 10 raamatut. Tõenäoliselt ei oskaks sellele küsimusele nii täpselt vastata ka keskmine täiskasvanu.

Tabel 2.2.1 PISA pere rikkuse mõõdikud (kodune vara) valitud riikides

	Eesti	Läti	Leedu
2022	Mängukonsool, õppimiseks oma laud	Jalgratas, tõukeratas, antiikesemed	–
2018	Videokaamera, fotoaparaat, nõudepesumasin	Nutitelefon, jalgratas, tõukeratas	–
2012	Videokaamera, fotoaparaat, nõudepesumasin	mp3-mängija, jalgratas, digitaalne fotoaparaat	Digitaalne fotoaparaat, ajalehe püsiteminus, videokaamera
	Soome	Rootsi	Norra
2022	Koduvalvesüsteem, autogaraaž	Kodukino	Õppimiseks oma laud, elektrijalgratas
2018	Sülearvuti, kodu valvesüsteem	Klaver, koduabiline, espressomasin	Tahvelarvuti, nutitelefon, e-luger
2012	Sülearvuti, lameekraanteler, kodu valvesüsteem	Klaver, mullivann, espressomasin	iPad, iPhone
	Saksamaa	Prantsusmaa	Sloveenia
2022	Õppimiseks oma laud, vaikne koht õppimiseks	Tasuline telepakett (nt Netflix), seikluskaamera (nt GoPro)	Multifunktsionaalne printer, spordivarustus (nt suusad, jalgratas), väline kõvaketas
2018	Üks või mitu muusikainstrumenti, videokaamera, nutitelefon	Espressomasin, digitaalne fotoaparaat, kodukino	Sülearvuti, tasulised huviringid, vähemalt nädal aega kestev välisreis aastas
2012	Mängukonsool (nt PlayStation), audioraamatud, teler oma toas	Espressomasin, fotoaparaat, kodukino	Isiklik sülearvuti, tasulised huviringid, vähemalt nädal aega kestev välisreis aastas
	Jaapan	Lõuna-Korea	Šveits
2022	Mängukonsool (nt PlayStation)	Õppimiseks oma laud, konditsioneer, õhupuhasti, massaažitool	Nõudepesumasin, muruniitja
2018	Antiikmööbel, külalistetuba, kodune valvesüsteem	Konditsioneer, nõudepesumasin, eraldi ekraan ja kõlarid filmide vaatamiseks	Muusikainstrument, nutitelefon, digitaalne videokaamera
2012	Fotoaparaat, plasma- või LCD-televisior, pesukuivati	Konditsioneer, digitaalne teler, külmkapp või õhupuhasti	Muusikainstrument, iPhone, digitaalne videokaamera

ALLIKAD: OECD⁹, PISA¹⁰

PISA uuringus reeglina täidavad taustaküsimustiku õpilased ise, vanemate küsitlus on riigiti vabatahtlik. Seega on loetud riikide andmete põhjal olnud võimalik uurida ka seda, kuivõrd erinevad õpilaste ja vanemate antud vastused pere sotsiaalmajandusliku tausta küsimustele. Selliste koduste esemete nagu raamatute ja digiseadmete puhul on õpilaste ja vanemate vastuste kokkulangevus alla 50%.¹¹ OECD teadvustab probleemi ka ise: „Andmete kogumine otse vanematelt võib ulatuslikes uuringutes olla ebapraktiline sellega seotud kulude tõttu. [...] Õpilaste vahendusel vanemate ametite ja haridustaseme kohta andmete kogumine on pragmaatiline lahendus, kuid võib tekkida küsimusi kogutud andmete täielikkuse ja täpsuse kohta.”¹²

Sotsiaalset komponenti „vanemate ametialane staatus“ mõeldakse vanemate ameti ja tööalase positsiooni alusel. Üldiselt alahindavad õpilased vanemate ametialast staatust umbes sama palju (20%), kui ülehindavad (21%).¹³ Õigupoolest toovad ka PISA raportid ise esile, et aastatega on puuduvate ja vigaste andmete osakaal kasvamas – kõige enam jäetakse märkimata vanemate ametinimetust (nt Suurbritannias ja Saksamaal koguni üle 20% õpilastest), kusjuures enamasti teevad seda nõrgema sotsiaalmajandusliku taustaga õpilased.¹⁴

Kultuurilise komponendi „vanemate haridustase“ kohta annab peaaegu iga kolmas õpilane teistsuguse info kui vanem ise; sagedamini alahinnatakse (18%), kui ülehinnatakse (13%) vanema haridust. Just õpilased, kelle vanematel on tegelikult madalam haridustase, kipuvad vanemate haridustaset ülehindama.¹⁵

HARIDUSLIK EBAVÕRDSUS SÜVENEB, REGISTRIANDMED NÄIDANUKS SEDA AMMU

Eestis tervikuna on vanemate sissetuleku ja koolide matemaatikatumemuste seos aastate jooksul üha tugevnenud (tabel 2.2.2). Kui 2017. aastal oli ema ja isa sissetuleku seos pigem keskmine, siis 2021. aastaks on see jõudnud tugeva seoseni. Samal ajal on tugevamaks muutunud ka negatiivne seos laste eksamitulemuste ja peretoetuste osakaalu vahel. Mida suurem on toetuste osakaal pere sissetulekutes, seda nõrgemad kipuvad keskmiselt olema matemaatikaeksami tulemused.

Tallinnas on hariduslik kihistumine aastate jooksul märgatavalt süvenenud (vt tabel 2.2.3 ja joonis 2.2.1). Kui kooli keskmise emade sissetuleku ja kooli keskmise matemaatikaeksami tulemuste vaheline seos on pealinnas püsinnud stabiilselt tugev, siis mujal Eestis on sama seos olnud

Tabel 2.2.2 Seos kooli keskmise matemaatikaeksami tulemuse ja vanemate majandusliku tausta vahel, 2017–2021

	2017	2018	2020	2021
Ema sissetulek	0,392***	0,447***	0,455***	0,494***
Isa sissetulek	0,362***	0,420***	0,471***	0,509***
Toetuste osakaal pere sissetulekutes	–0,331***	–0,352***	–0,415***	–0,456***
Koolide arv valimis	327	336	342	349

ALLIKAS: Statistikaameti andmed

MÄRKUS. Tabelis on esitatud Pearsoni korrelatsioonikordajad. Korrelatsiooni tugevuse hindamisel on loetud $r < 0,3$ nõrgaks seoseks, $0,3 \leq r < 0,5$ keskmiseks seoseks ja $r \geq 0,5$ tugevaks seoseks. Täpnidega (***) tähistatud korrelatsioonid on statistiliselt olulised (olulisuse nivool 0,05). Pearsoni korrelatsioonikordaja ruut näitab, kui suur oleks determinatsioonikordaja ühe selgitava tunnusega regressioonimudel. Determinatsioonikordaja omakorda näitab, kui suure osa sõltuva tunnuse hajuvusest kirjeldab ära sõltumatu tunnuse varieerumine.

Andmestik. Statistikaameti andmetele Eesti üldhariduskoolide lapsevanemate sissetulekute (ema, isa, pere kokku) ning toetuste osakaalu kohta pere sissetulekute aastatel 2017–2021 lisati Haridus- ja Teadusministeeriumist saadud üldhariduskoolide matemaatika põhikoolieksami tulemuste keskmised (EHISe andmed). Andmed ühendas Statistikaamet ise, teadlastele edastati tulemused agregeeritult ehk kooli keskmisena.

Ajakulu: 1–2 kuud andmekaitsereeglite arutelule ja 6 töötundi andmete ühendamisele (Statistikaamet).

Hind: 360 eurot, mis kulus Statistikaametil eri registrite andmetike ühendamisele.

Valim: Eesti registrite andmetega oli võimalik katta ligi 350 põhiharidust võimaldavat kooli, kus 2017–2021 tegi matemaatikaeksami ja lõpetas 9. klassi 12 000–14 000 õpilast aastas. Nimetatud aastatel õppis põhihariduses ligikaudu 126 000–133 000 õpilast, olenevalt õppeaastast (vanemate sissetulekute keskmise arvutamise valim). Võrdluseks – PISA 2022 hõlmas 6392 õpilast 196 koolist.

Autorid taotlesid pärast esmast analüüsi ka sissetulekute andmeridade pikendamist aastani 2024, kuid andmekaitsereeglite rangemaks muutmise tõttu ei olnud see enam võimalik.

ligi kaks korda nõrgem ja kasvanud aeglaselt. 2021. aastal selgitas emade keskmine sissetulek üle Eesti koolide lõikes 24% matemaatika põhikooli eksamitulemuste variatsioonist, Tallinnas oli vastav näitaja 50% ja ülejäänud Eestis 15%.

Isade sissetuleku mõju on Tallinnas veelgi selgem: seal on matemaatikatumulemuste ja isa sissetuleku vaheline seos aastatega muutunud väga tugevaks, samal ajal kui mujal Eestis on see jäänud vaid mõõdukaks. See tähendab, et pealinna koolide tulemused sõltuvad üha rohkem vanemate majanduslikust taustast. Sarnane muster ilmneb ka toetuste puhul.

Kui 2017. aastal koondus kooli keskmine matemaatikatumulemus enamasti 30–40 punkti vahele, siis 2021. aastaks on just Tallinnas lisandunud rohkem nii nõrgemaid (isegi alla 20 punkti) koole kui ka tugevamaid (40+) koole. See tähendab, et Tallinna koolide vaheline ebavõrdsus on süvenenud (joonis 2.2.2). Seega, Tallinnas võib juhtuda, et vaid mõne kilomeetri raadiuses saavad lapsed eluks täiesti erineva stardipositsiooni – ühes koolis on keskmine matemaatikatumulemus vaevu üle 20 punkti, samal ajal kui mõned kilomeetrid eemal ulatub see peaaegu maksimumini.

2021. aastal selgitas emade keskmine sissetulek üle Eesti koolide lõikes 24% matemaatika põhikooli eksamitulemuste variatsioonist, Tallinnas oli vastav näitaja 50%.



Tabel 2.2.3 Seos kooli keskmise matemaatikaeksami tulemuse ning vanema(te) majandusliku tausta vahel, Tallinn versus muu Eesti ilma Tallinnata ja ilma Tallinna-Tartuta

Piirkond	2017	2018	2020	2021
Ema sissetulek (Tallinn)	0,677***	0,730***	0,716***	0,704***
Ema sissetulek (v.a Tallinn)	0,284***	0,347***	0,351***	0,389***
Ema sissetulek (v.a Tallinn ja Tartu)	0,224***	0,295***	0,285***	0,330***
Isa sissetulek (Tallinn)	0,637***	0,728***	0,789***	0,775***
Isa sissetulek (v.a Tallinn)	0,248***	0,309***	0,355***	0,395***
Isa sissetulek (v.a Tallinn ja Tartu)	0,179***	0,251***	0,289***	0,332***
Toetuste osakaal pere sissetulekutest (Tallinn)	-0,643***	-0,693***	-0,743***	-0,708***
Toetuste osakaal pere sissetulekutest (v.a Tallinn)	-0,267***	-0,288***	-0,369***	-0,406***
Toetuste osakaal pere sissetulekutest (v.a Tallinn ja Tartu)	-0,220***	-0,248***	-0,322***	-0,369***

ALLIKAS: Statistikaameti andmed

MÄRKUS. Tabelis on esitatud Pearsoni korrelatsioonikordajad. Korrelatsiooni tugevuse hindamisel on loetud $r < 0,3$ nõrgaks seoseks, $0,3 \leq r < 0,5$ keskmiseks seoseks ja $r \geq 0,5$ tugevaks seoseks. Tärnidega (***) tähistatud korrelatsioonid on statistiliselt olulised (olulisuse nivool 0,05). Pearsoni korrelatsioonikordaja ruut näitab, kui suur oleks determinatsioonikordaja ühe selgitava tunnusega regressioonimudelil. Determinatsioonikordaja omakorda näitab, kui suure osa sõltuva tunnuse hajuvusest kirjeldab ära sõltumatu tunnuse varieerumine.

VANEMATE HARIDUSTASE, RAHA VÕI GEENID – MIS LOEB ROHKEM?

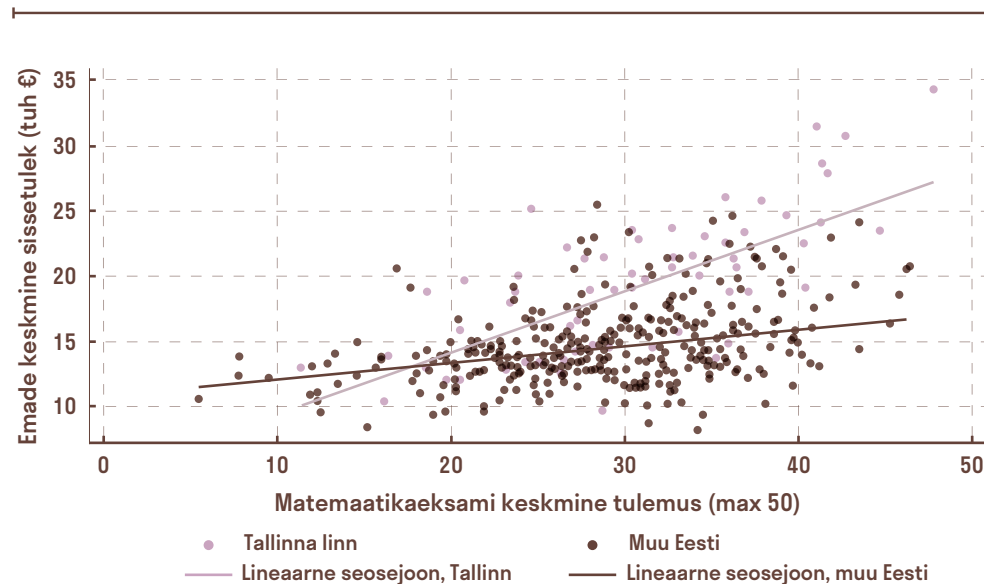
Sotsiaalmajandusliku tausta indeksite üldine hüpotees on, et vanemate haridus, amet ja majanduslikud ressursid on otseselt seotud laste õpitulemustega. Sageli lisatakse siia ka nn geeniloterii argument – justkui oleks kõrgema staatuses peredel ka paremad geenid. Vaatame lähemalt, kas pilt on nõnda mustvalge.

Vanemate tausta ja eriti haridustaseme mõju hariduslikele tulemustele on hakatud põhjalikumalt arutama juba 1966. aastal, kui James S. Coleman kolleegidega avaldas raporti „Equality of educational opportunity”.¹⁶ See, aga ka hilisemad uuringud on kinnitanud, et kooli ressursside kõrval oli laste õpitulemuste kujunemisel olulisem roll just pere taustal ja lapsevanemate haridusel.

Kas sellega – nendinguga, et haritud vanemate lapsed on akadeemiliselt edukamad – võiks sotsiaalmajandusliku tausta mõju debati lõpetada?

Siiski tuleb olla kriitiliselt ajastutundlik, kui tuuakse mängu vanu uuringuid – riiklik ja ühiskondlik kontekst on vahepeal muutunud, eriti siis, kui võrdleme Eesti haridussüsteemi teistega. Sageli tuginetakse argumendile, et juba 1960–1980ndatel USAs tehtud uuringud¹⁷ näitasid vanemate hariduse määravat rolli, kuid see mõju sõltub tugevalt koosmõjudest teiste teguritega (pere sissetulek, perekonna struktuur, piirkondlikud võimalused), mis tänapäeval on teistsugused. Näiteks ei pruugi kõrgharidusega ema, kes kasvatab last üksinda, suuta tingimata tasakaalustada õpilünki, mis tekivad lapsel kehvast koolis, kus napib häid õpetajaid ja tugi-spetsialiste. Lühidalt, lapsevanem peab mõnikord kompenseerima ka kooli suhteliselt kehvat taset (võrreldes teiste koolidega). See ei tähenda, et vanemate haridustase poleks oluline, kuid see üksi ei selgita kogu pilti ega seda, miks jõuab kõrghariduseni siiski ka madala haridusega vanemate lapsi. Oluliseks peetakse pigem vanemate eeskuju – kuivõrd nad lastega tegelevad ja neid õppima innustavad.¹⁸ Seda seostatakse

Joonis 2.2.1 Kooli keskmine matemaatikaeksami tulemus (2021) ja emade keskmine aastasissetulek (2020)



ALLIKAS: Statistikaameti andmed

sagedamini haritud vanematega, kuid sama võib iseloomustada ka vähem haritud vanemaid.

Ka geeniloterii argumenti on teaduses rohkelt uuritud – kas geenid määravad lapse õppeedukuse? Tõepoolest, geenid mängivad suurt rolli selles, miks inimesed erinevad oma matemaatikaoskuste ja üldise kognitiivse võimekuse poolest,¹⁹ aga see ei tähenda, et keskkonnal olulist mõju ei oleks. Samuti ei saa eeldada, et jõukamatesse ja haritud peredesse sünnib üksnes andekaid ja geneetiliselt paremaid lapsi. Nimelt, teaduskirjanduses on tuntud ka nähtus „topelteriline“ (ingl *twice-exceptional*, 2e) – laps, kes on ühtaegu väga andekas või kõrge IQga, kuid samal ajal erivajadusega (nt düsleksia, ATH, autism). Uuringud näitavad, et nõrgema sotsiaalmajandusliku taustaga õpilasi märgatakse andekatena oluliselt harvemini, mistõttu jäävad just topelterilised lapsed vaesematest peredest sageli tuvastamata ja vajaliku toeta. Andekus ja erivajadus võivad esineda koos ning sageli varjavad need üksteist, muutes nii andekuse kui ka erivajaduse äratundmise ja toe pakkumise

keeruliseks. Näiteks USA uuringud näitavad, et kõrgeima sissetulekutasemega peredest õpilasi märgatakse andekatena kuus korda sagedamini kui madala sissetulekutasemega peredest pärit õpilasi – see tähendab, et vaesematest peredest topelterilistel lastel on eriti suur risk jääda tähelepanuta.²⁰ Seega, jättes Eestis halvemuses olevad koolid ja nõrga sotsiaalse taustaga lapsed tähelepanuta, võime kaotada väga palju andekaid inimesi.

Geenide avaldumine sõltub suuresti keskkonnast ning haridusasutustel on selles protsessis keskne roll – koolid võivad toimida kas ebavõrdsust tasandava jõuna või vastupidi, seda võimendava mehhanismina.²¹ Näiteks võib kool osutada ebavõrdsuse võimendajaks, kui süsteemne heade õpetajate ja tugispetsialistide puudus tabab eeskätt nõrga sotsiaalmajandusliku taustaga õpilaste koole. Geeniloterii argumendile toetumine justkui eitab kooli kui keskkonna rolli lapse arengus – ja veelgi enam, see jätab tähelepanuta lapsed ja noored, kes on sündinud

vaestesse peredesse ning käivad koolides, kus napib nii oskusi kui ka ressursse nende kodust tausta tasandada.

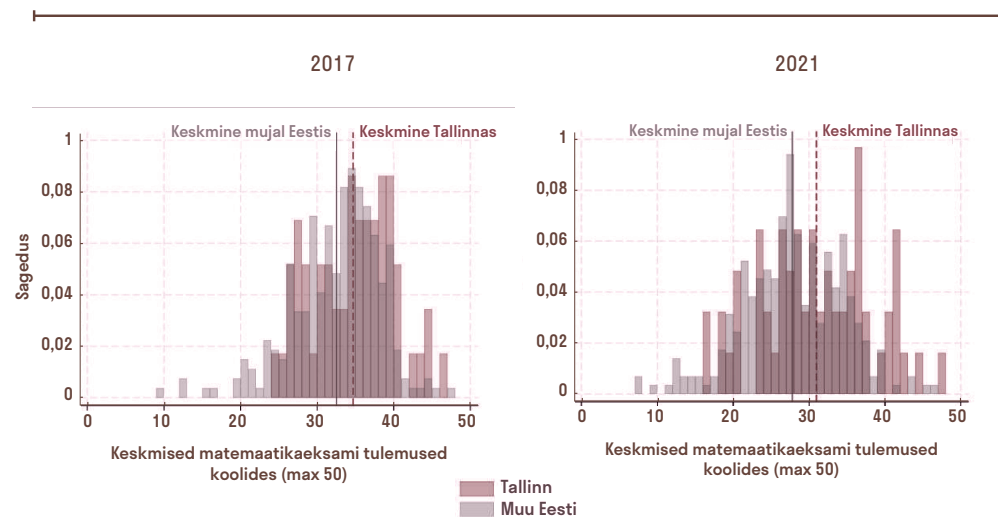
Kõrgem sotsiaalmajanduslik taust annab perele ka n-ö kompenseeriva eelise.²² Vähem võimekal lapsel, kes sünnib tugeva sotsiaalmajandusliku taustaga perre, on suurem tõenäosus omandada hea haridus, kui on nõrga sotsiaalmajandusliku taustaga andekal lapsel. Vanemad kompenseerivad laste vähese õppeedukuse lisatõe (nt eelkool, eraõpetaja jne) pakkumise teel²³ ning samuti leevendavad võimalikest geneetilistest riskidest (nt õpi- või käitumisraskused) tulenevaid takistusi.²⁴

Hollandis enam kui 29 000 kaksikupaariga tehtud uuring näitas, et pere ja kooli sotsiaalmajanduslik taust mõjutab geneetiliste riskide avaldumist, asetades nõrga taustaga lapsed topelebasoosidasse olukorda.²⁵ Kodune keskkond ei kompenseeri nende riske piisavalt ning sageli käivad nad ka väheste ressurssidega koolis. Seetõttu võib just soodne ja toetav koolikeskkond osutada nende jaoks määravaks. Metaülevaated kinnitavad, et turvaline kooliõhk-

kond, head suhted õpetajatega, kõrged ootused ja eneseusu kasvatamine vähendavad sotsiaalmajandusliku tausta negatiivset mõju.²⁶ Hollandi andmed näitavad, et kui kool tõstab nõrga taustaga õpilaste ootusi ja eneseusku, on mõju palju suurem kui jõukamate perede laste puhul.²⁷

Palju on kirjutatud õpilaste sotsiaalmajanduslikust taustast kui lapse kodusest keskkonnast, ent vähem mainitakse kooli sotsiaalmajandusliku keskkonda ehk koolide ressursse. Kui õpilaste sotsiaalmajanduslik taust tuleneb peamiselt vanemate taustast, siis kooli tasandil saab eristada kahte mõõdet: kooli sotsiaalmajanduslikku profiili (õpilaste taustade koond) ja kooli sisemisi ressursse ja kvaliteedinäitajaid (sh õpetamise ja koolijuhtimise kvaliteet). Nõrga sotsiaalmajandusliku taustaga õpilasi koondavad koolid peavad sageli toime tulema tagasihoidlike ressurssidega – napib nii õpetajaid, tugispetsialiste kui ka õppevahendeid.²⁸ Seega seisavad need koolid silmitsi topelethalvemusega. Eesti hariduslõhe on väheste ressurssidega koolis õppiva ja nõrga sotsiaalmajandusliku taustaga lapse nägu. Näiteks aineõpetajate süsteemne napus teatud koolides halvendab nende õpilaste

Joonis 2.2.2 Keskmine matemaatikaeksami tulemus koolides Tallinnas ja mujal Eestis, 2017 ja 2021



ALLIKAS: Statistikaameti andmed

edasijõudmise võimalusi, andes eelise õpilastele, kelle vanemad suudavad tagada eraõpetaja või omavad ise vastava aine teadmisi. Just nn varihariduse ehk eraõpetajate turu levimine on sageli haridusliku ebavõrdsuse indikaatoriks.²⁹

Kuidas siis lahendada vaidlust selle üle, mis on lapse arengus määravam – kas ema haridus, pere jõukus või geenid? Haridus on kompleksne süsteem, kus ükski tegur üksi ei määra edu: kui üks lüli on nõrk, peavad teised seda tasakaalustama. Eestis tasub aga küsida, kuivõrd süvendavad hariduslõhet koolide ressursierinevused – õpetajate ja tugispetsialistide puudus, vähesed võimalused kvaliteetsete õpikute ostmiseks jne.

KOKKUVÕTE: KUIDAS EDASI?

Eestis on tugev vajadus õpetajate töötasu ainete lõikes diferentseerida, seades sealjuures eesmärgiks ka nende ainete õpetamise kvaliteedi tõstmise. Miks on oluline vaadelda aineõpetajate alternatiivseid töövõimalusi? Teiste riikide uuringud näitavad, et õpetajad teenivad teiste sama haridustasemega spetsialistidega võrreldes keskmiselt 23,5% vähem – seda nimetatakse õpetajate palgahalvemuseks.³⁰ Kõige teravam on see loodus- ja täppisteaduste õpetajate puhul, kelle oskused on tööturul kõrgelt hinnatud ja sageli paremini tasustatud väljaspool kooli. Samas on ka aineid, kus õpetajatöö pakub hoopis palgaelist ning on parim karjäärivalik.

Eesti matemaatikaõpetajaks õppinute näitel on teada, et 2024. aastal teenis koolis mitte töötav erialaharidusega matemaatikaõpetaja Harju maakonnas ligikaudu 1,6 korda (2838 eurot), Tartus 1,4 korda (2573 eurot) ja mujal Eestis 1,3 korda (2459 eurot) rohkem õpetaja töötasu alammäärast (1820 eurot 2024. aastal).³¹ Teaduskirjanduses on leitud, et just reaalainete õpetajate töötasu tõstmine võib vähendada nende ametist lahkumise määra 18–28 protsenti.³² Põhikooli- ja gümnaasiumiseadus näeb ette, et lõpetamisel kontrollitakse teadmisi valitud ainetes – eelkõige matemaatikas, eesti keeles ja võõrkeeles –, seega oleme juba riiklikult teatud ained teistest

olulisemaks seadnud. Sestap on neil ainetel noorte edasise haridustee kujundamisel määrav roll.

Eestis tasub küsida, kuivõrd süvendavad hariduslõhet ka koolide ressursierinevused – õpetajate ja tugispetsialistide puudus, vähesed võimalused kvaliteetsete õpikute ostmiseks jne.

Andmepõhine hariduspoliitika. Eestil on hariduslõhega sihipäraseks tegelemiseks olemas suurepärased registrid, kuid oleme aastaid, kui mitte aastakümneid piirdunud pigem PISA taustaküsitluste põhjal tehtud järeldustega. See on viinud meid hariduslõhe osas justkui PISA-pimedusse. Ka täna on vaja palju jõulisemalt rakendada Eesti registripõhist infot, et kujundada sihitud sekkumismeetmeid hariduslõhe vähendamiseks. Eriti oluline on hariduslõhe analüüsis arvestada ka koolide sotsiaalmajanduslikku tausta – näiteks õpetajate taset ja kättesaadavust, koolijuhtimise kvaliteeti, tugispetsialistide olemasolu ning õpilaste ja õpetajate suhtarvu. Paraku pärsivad Eesti e-riigi potentsiaali hariduses vähene teadlikkus olemasolevatest andmetest (oleme usinad tegema pigem uusi ja ajamuhukaid küsitlusuuringuid kui kasutama registriandmeid), ent sellest veel enamgi järjest rangemaks muutuvad andmekaitse eeskirjad.

Registriandmete süsteemne kasutamine peaks olema hariduspoliitika vundament nii hariduse seirel kui ka muudatuste kavandamisel. Näiteks õpetajate karjääri- ja palgamudeli kujundamisel tuleb lähtuda terviklikust andmepõhisest vaatest, mitte ainult formaalsest kvalifikatsioonist. Vastasel juhul võime jõuda olukorda, kus matemaatikat õpetab küll kvalifitseeritud ajalooõpetaja, kellel pole matemaatika pädevust, samal ajal kui väga hea õpetamisoskusega tegevinsener, kes soovib karjääripööret teha, paistab süsteemi silmis vähem väärtuslik, sest puudub õpetaja kvalifikatsiooni tõendav paber.

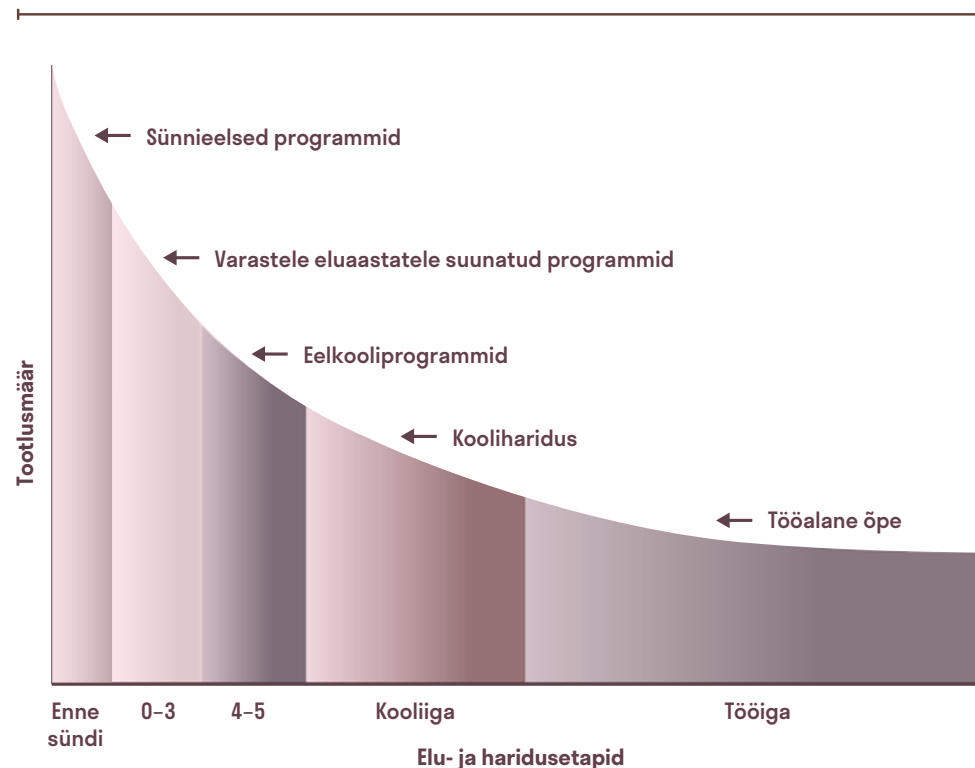
Võiksime koguni kaaluda võimalust siduda PISA akadeemilise testi tulemused Eesti registriandmetega, et analüüsida nii osalenud koolide taustakarakteristikuid kui ka õpilaste sotsiaalmajanduslikku tausta ning jälgida arengut ajas – näiteks, mis on saanud PISA tippsooritajatest kümme aastat hiljem, kas koolide tulemused on paranenud või halvenenud ning millised tunnused iseloomustavad tippsooritajate kooli –, ja seda mitte rahvusvahelise võrdluse, vaid eeskätt Eesti olude parema mõistmise eesmärgil.

Õpetaja kvaliteet on määravaim nõrga sotsiaalmajandusliku taustaga õpilaste puhul. Peame julgema ka küsida, milline on kehva õpetaja ja kooli mõju õpilase tulevikule. Nobelist James J. Heckman on rõhutanud, et hariduslik võrdsus pole üksnes sotsiaalne, vaid ka majanduslik küsimus – ebasoodsas olukorras laste toetamine

suurendab ühiskonna tootlikkust ja vähendab tulevaseid kulusid (nt tööpuudus, kuritegevus)³³, mistõttu on haridusliku ebavõrdsuse ennetamine ühiskonnale kordades odavam kui hilisem kahjude likvideerimine. Nagu Heckmani hariduse tasuvust käsitlev joonis (vt joonis 2.2.3) näitab, on riigil kõige tulusam investeerida madala sotsiaalmajandusliku taustaga laste arengusse just väga varajases eas.

Üldiselt on õpilase kodune taust olulisem seal, kus kooli mõju on väiksem (nt lugemine), samas kui kooli kvaliteet määrab tulemusi pigem ainetes, mida kool ise rohkem kujundab (nt matemaatika ja loodusteadused).

Joonis 2.2.3 Haridusinvesteeringute tootlus inimese elukaarel



ALLIKAS: Heckman³⁴

Ka on teaduses jõutud järelduseni, et õpilaste sotsiaalse tausta mõju õpitulemustele pole riigiti ühtlane: see sõltub vanusest, soost ja isegi õppeainest. Üldiselt on õpilase kodune taust olulisem seal, kus kooli mõju on väiksem (nt lugemine), samas kui kooli kvaliteet määrab tulemusi pigem ainetes, mida kool ise rohkem kujundab (nt matemaatika ja loodusteadused).³⁷ Seetõttu tasub just reaalinete õpetamise puhul palju enam ka Eestis tähelepanu pöörata koolide kvaliteedile, keskendudes õppematerjalidele, õpetajate ja õppe kvaliteedile, töötasu konkurentsivõimele, klasside suurusele nendes ainetes jne. Lisaks ei tohi unustada koolide

Peame julgema ka küsida, milline on kehva õpetaja ja kooli mõju õpilase tulevikule.

juhtimise kvaliteeti – isegi parimad õpetajad ei saa oma potentsiaali rakendada, kui kooli töökorraldus ja juhtimine on kehvad.³⁸

PEEGELDUS

Liiri Oja

Eesti põhiseaduses on kirjas, et igaühel on õigus haridusele. Põhiõiguste kaitsmine ja edendamine on riigile põhiseadusega pandud ülesanne. Põhiõiguste kaitse peab niisiis olema prioriteet ega tohi kaduda muude eesmärkide mürasse. Haridusõiguse puhul on riigil vaja teada ja arvesse võtta, kuidas mõjutavad haridust koolide ligipääsetavus, turvalisus, laste kultuuriline ja sooline identiteet ning sotsiaalmajanduslikud aspektid. Haridusliku ebavõrdsuse ehk hariduslõhega võitlemine on põhiõiguste kaitse küsimus.

Põhiõiguste kaitsmiseks peavad seadusandlus ja hariduspoliitika olema teaduspõhised. Teaduspõhisus tähendab muu hulgas ka andmepõhisust. Hariduslõhe mõõtmise metodoloogia on haridusvaldkonna teadlaste ja statistikute arutada ja otsustada. Põhiõiguste vaatest tuleb aga arvesse võtta, et ka põhiõiguste (parema) kaitse eesmärgil tehtav andmete kogumine, analüüsimine, avalikustamine ning säilitamine peab lähtuma alati põhiõigustest. See tähendab, et iga kord tuleb kaaluda, millised on isikuandmete kogumise kasud ja riskid. Andmekaitse on oluline kõikide põhiõiguste jaoks, kuid enim räägitakse andmekaitse puhul isikuandmete kaitsest ehk inimese eraelu kaitsmisest.

Tänu 20. sajandi teisel poolel toimunud info- tehnoloogia kiirele arengule muutus andmete kogumine, salvestamine ja töötlemine korraga paljude inimeste kohta. Peagi sai selgeks, et kui andmeid on kerge kopeerida õiguslikel alustel, on neid andmeid sama kerge kopeerida ka õigusvastaselt, levitades näiteks eraelu puudutavat teavet või rikkudes autoriõigusi.³⁹ Selles keskkonnas ongi kujunenud välja Euroopa praegune andmekaitse regulatsioon ning praktika: oleme teadlikumad digitaalse teabega seotud riskidest ning selle mõjust inimeste eraelule.

Tehisaru kasutuselevõtt pakub andmekaitsele taas uusi väljakutseid. Nii Eesti kui ka Euroopa Liidu andmekaitseõigus lähtuvad nn rätsepa- ülikonna põhimõttest – iga olukorda (andmete kasutamist) tuleb eraldi hinnata. Säilima peab andmete hajusus, andmete kasutamise läbipaistvus, usaldusväärsus, järelevalve. Andmekaitse- õiguse eesmärk ei ole takistada andmeühiskonna arengut ja andmepõhisust, vaid minimeerida isikuandmete kasutamist seal, kus võimalik. Seal, kus ilma andmetöötluseta eesmärki saavutada ei saa, tuleks küsida, millised on riskid ja kuidas neid mõistlikult maandada. Riskide realiseerumist pole võimalik demokraatlikus ühiskonnas täielikult vältida.

Milline on andmepõhine hariduspoliitika, mis kaitseb samaaegselt ka põhiõigusi?

Lihnte vastus on, et see peab leidma tasakaalu (isiku)andmete kogumise ja eraelu kaitsmise vahel. Inimeste eraelu ja privaatsus on väärtused, mida on rikkumiste (nt andmete kuritarvitamise või isikuandmete kaotamise puhul) puhul võimatu taastada. Enamik inimesi ei mõtle igapäevaselt privaatsusõiguse peale, sest eeldame, et see osa elust, mida me ei soovi kõikidega jagada, ongi (riigi poolt) kaitstud, ning me kontrollime, kes ja mida meie kohta teab – on need siis andmed meie tervise, pangakonto või peresuhete kohta. Andmekogude (registre) ühendamine on vahel vajalik ning kõige mõistlikum valik, aga andmete läbikaalumata või ennatlik (st alternatiive kaalumata) liitmine võib üsna kiirelt muutuda massiliseks andmetöötluseks, mida tuleks mõnel juhul kas täielikult vältida või mis vajab väga häid andmekaitsemeetmeid. Registriandmete kasutamise puhul võiks üks praktiline tasakaalu leidmise viis olla privaatsuskaitse tehnoloogiate kasutamine.

Privaatsuskaitse tehnoloogiad on infotehnoloogilised lahendused, mis väldivad või vähendavad infosüsteemis isikut tuvastava teabe töötlemist selliselt, et süsteem siiski säilitab oma info- tehnoloogialased võimed.³⁸ Näiteks on olemas privaatsuskaitse tehnoloogiad, mis vähendavad isikuandmete leket kõikvõimaliku andmeanalüüsi käigus, kus kasutatakse näiteks statistika või masinõppe meetodeid. Privaatsuskaitse teh-

noloogiad aitavad kaitsta kolme põhilist privaatsuseesmärki: seostamatust (andmeid ei ole töötlemisel võimalik isikuga seostada), läbipaistvust (kui isiku andmeid töödeldakse, saab ta teada, kas ja kuidas seda tehti – seostatult või seostamatult) ja sekkutavust (inimene saab suunata või peatada enda andmete töötlemise).

On võimalik luua turvalisi andmeruume, kus ei näe andmeid isegi süsteemiadministraator, aga seal saab andmeid analüüsida ning analüüsi tulemus avatakse vaid volitatud isikutele. Privaatsust kaitsevad tehnoloogiad tagavad, et andmeid ei liigutata kaitsmata kujul kesksesse serverisse, vaid neid töödeldakse krüpteeritult või riistvaraliste turvameetmete abil. Näiteks ei tohiks turvalises andmeruumis ka tehisintellekt iseseisvalt otsuseid teha, vaid üksnes pakkuda otsustamiseks tuge.³⁹ Kui algoritm põhineb lihtsal valemil, võib süsteem anda ainult otsuse kavandi, kui aga kasutatakse keerukat mudelit, peaks süsteem näitama nii otsust kui ka andmeid, mille alusel see tehti, et tagada algoritmi läbipaistvus.⁴⁰ Seega: privaatsuskaitse tehnoloogiad kaitsevad küll privaatsust, kuid ei mõjuta algoritmi sisu ega eetilisi aspekte – kui otsus on privaatsuskaitseta ebaetiline, siis on see ebaetiline ka siis, kui kasutada privaatsustehnoloogiaid.⁴¹

Privaatsuskaitse tehnoloogiad ei ole kõikvõimsad, nende kasutamine nõuab ressursse (nii raha kui ka teadmisi), aga need võivad aidata leida vajaliku tasakaalu põhiõiguste kaitse ja andmete kogumise-kasutamise vahel.⁴²



1. OECD, Equity in education: Breaking down barriers to social mobility (OECD Publishing, 2018).
2. G. Tire (toim), PISA 2022. Eesti tulemused. – Haridus- ja Noorteamet, 2023.
3. C. O. Brand, A. Mesoudi, T. J. H. Morgan, Trusting the experts: The domain-specificity of prestige-biased social learning. – PLoS One 16 (8), 2021.
4. E. Kindsiko, S. Haugas, PISA-pimedus. – Sirp, 6.09.2024.
5. F. Avvisati, The measure of socio-economic status in PISA: A review and some suggested improvements. – Large-scale Assessments in Education 8 (8), 2020.
6. J. Jerrim, L. Zieger, How robust are socio-economic achievement gradients using PISA data? A case study from Germany. – British Educational Research Journal 50 (1), 2024.
7. F. Avvisati, C. Wuyts, The measurement of socio-economic status in PISA: A review of recent experiments and changes. OECD Education Working Papers 321 (OECD Publishing, 2024).
8. M.-L. Pintman (toim), Kantar Emor: Eesti elanike hinnangul antakse väikelaene liiga kergekäeliselt. – Ärileht, 23.01.2025.
9. OECD, PISA 2022 technical report (OECD Publishing, 2024).
10. OECD, PISA 2012 technical report, Annex E: National household possession items (OECD Publishing, 2014); OECD, PISA 2018 technical report, Annex E: National household possessions (OECD Publishing, 2019).
11. F. Avvisati, C. Wuyts, The measurement of socio-economic status in PISA: A review of recent experiments and changes. OECD Education Working Papers 321 (OECD Publishing, 2024).
12. F. Avvisati, C. Wuyts, The measurement of socio-economic status in PISA: A review of recent experiments and changes. OECD Education Working Papers 321 (OECD Publishing, 2024), 21.
13. F. Avvisati, C. Wuyts, The measurement of socio-economic status in PISA: A review of recent experiments and changes. OECD Education Working Papers 321 (OECD Publishing, 2024).
14. F. Avvisati, C. Wuyts, The measurement of socio-economic status in PISA: A review of recent experiments and changes. OECD Education Working Papers 321 (OECD Publishing, 2024).
15. F. Avvisati, C. Wuyts, The measurement of socio-economic status in PISA: A review of recent experiments and changes. OECD Education Working Papers 321 (OECD Publishing, 2024).
16. J. S. Coleman et al., Equality of educational opportunity (U.S. Department of Health, Education, and Welfare, Office of Education, 1966).
17. W. H. Sewell, V. P. Shah, Parents' education and children's educational aspirations and achievements. – American Sociological Review 33 (2), 1968; E. F. Dubow, P. Boxer, L. R. Huesmann, Long-term effects of parents' education on children's educational and occupational success: Mediation by family interactions, child aggression, and teenage aspirations. – Merrill-Palmer Quarterly 55 (3), 2009.
18. K. Kantova, Parental involvement and education outcomes of their children. – Applied Economics 56 (48), 2024.
19. M. Alarcón, V. S. Knopik, J. C. DeFries, Covariation of mathematics achievement and general cognitive ability in twins. – Journal of School Psychology 38 (1), 2000.
20. J. A. Grissom, C. Redding, J. F. Bleiberg, Money over merit? Socioeconomic gaps in receipt of gifted services. – Harvard Educational Review 89 (3), 2019.
21. K. Stienstra, A. Knigge, I. Maas, Gene-environment interaction analysis of school quality and educational inequality. – NPJ Science of Learning 9 (1), 2024.
22. F. Bernardi, Compensatory advantage as a mechanism of educational inequality: A regression discontinuity based on month of birth. – Sociology of Education 87 (2), 2014.
23. Ø. N. Wiborg, M. Grätz, Parents' income and wealth matter more for children with low than high academic performance: Evidence from comparisons between and within families in egalitarian Norway. – Research in Social Stratification and Mobility 79, 2022.
24. K. Stienstra, A. Knigge, I. Maas, Gene-environment interaction analysis of school quality and educational inequality. – NPJ Science of Learning 9 (1), 2024.
25. K. Stienstra, A. Knigge, I. Maas, Gene-environment interaction analysis of school quality and educational inequality. – NPJ Science of Learning 9 (1), 2024.
26. D. Rakesh, P. A. Lee, A. Gaikwad, K. A. McLaughlin, Annual research review: Associations of socioeconomic status with cognitive function, language ability, and academic achievement in youth: A systematic review of mechanisms and protective factors. – Journal of Child Psychology and Psychiatry, and Allied Disciplines 66 (4), 2025.

27. M. Fakkkel, M. Peeters, S. Branje, G. W. J. M. Stevens, Parental SES and family support as predictors of educational level: Testing the buffering effect of effortful control and peer support. – Journal of Adolescence 96 (8), 2024.
28. D. J. Armor, G. N. Marks, A. Malatinszky, The impact of school SES on student achievement: Evidence from U.S. statewide achievement data. – Educational Evaluation and Policy Analysis 40, 2018.
29. D. L. Stevenson, D. P. Baker, Shadow education and allocation in formal schooling: Transition to university in Japan. – American Journal of Sociology 97 (6), 1992.
30. S. Allegretto, The teacher pay penalty has hit a new high. – Economic Policy Institute, 2022.
31. E. Kindsiko, Eneli Kindsiko: kuidas lahendada matemaatikaõpetajate puudust? – ERR, 5.09.2024.
32. C. Bueno, T. R. Sass, The effects of differential pay on teacher recruitment and retention. – Andrew Young School of Policy Studies Research Paper Series 18-07, 2018.
33. J. J. Heckman, The economics of inequality. The value of early childhood education. – American Educator, Spring 2011.
34. J. J. Heckman, Schools, skills and synapses. – Economic Inquiry 46 (3), 2008.
35. S. P. Heyneman, Student background and student achievement: What is the right question? – American Journal of Education 112 (1), 2005.
36. S. Lillejord, A more intelligent accountability: Future directions. – R. J. Tierney, F. Rizvi, K. Erkican (eds.), International encyclopedia of education, Vol. 13, 4th ed. (Elsevier, 2023).
37. T. Siil, D. Bogdanov, Infotehnoloogilised võimalused põhiõiguste kaitsel. – Juridica 6, 2020.
38. T. Siil, D. Bogdanov, Infotehnoloogilised võimalused põhiõiguste kaitsel. – Juridica 6, 2020. Vt ka D. Bogdanov jt, Privaatsuskaitse tehnoloogiate Festis rakendamise teekaart (Majandus- ja Kommunikatsiooniministeerium, 2023).
39. L. Kamm, D. Bogdanov, Kas ja kuidas saaks privaatsuskaitse tehnoloogiad lahendada leibkonna-andmete probleemi? – Arenguseire Keskus, 10.07.2025.
40. L. Kamm, D. Bogdanov, Kas ja kuidas saaks privaatsuskaitse tehnoloogiad lahendada leibkonna-andmete probleemi? – Arenguseire Keskus, 10.07.2025.
41. L. Kamm, D. Bogdanov, Kas ja kuidas saaks privaatsuskaitse tehnoloogiad lahendada leibkonna-andmete probleemi? – Arenguseire Keskus, 10.07.2025.
42. Vt ka L. Kamm, D. Bogdanov, Kas ja kuidas saaks privaatsuskaitse tehnoloogiad lahendada leibkonna-andmete probleemi? – Arenguseire Keskus, 10.07.2025.

