Mika Maliranta

ANALYYSI

Tekoäly, luova tuho ja talouden kasvu, OSA I

2026/10



Labore
TYÖN JA TALOUDEN TUTKIMUS
EST 1971

Tekoäly, luova tuho ja talouden kasvu, OSA I

Mika Maliranta
johtaja, Työn ja talouden tutkimus LABORE
professori, Turun yliopisto

Kiitän kommenteista Maija Hovilaa, Ari Hyytistä, Antti Kauhasta, Maija Lyly-Yrjänäistä ja Teemu Roosia. Kirjoituksessa esitetyt näkemykset ja tulkinnat ovat kirjoittajan omia eivätkä välttämättä edusta Laboren kantaa. Artikkeli kytkeytyy työ- ja elinkeinoministeriön asettamaan selvitystyöhön tekoälyn vaikutuksista työelämään ja työmarkkinoihin.

Labore

Analyysi 2026/10

ISBN 978-952-209-248-9 (verkkojulkaisu)
ISSN 2954-2618 (verkkojulkaisu)

Kannen kuva
Getty Images, Unsplash

Työn ja talouden tutkimus LABORE
Arkadiankatu 7 (Economicum)
00100 Helsinki
Puh. +358 40 940 1940
labore.fi

Labore

Tekoäly, luova tuho ja talouden kasvu, OSA I

Suomen tilannekuvaa

Maliranta, Mika

TIIVISTELMÄ

Tekoäly voi vahvistaa tuottavuuden ja talouden kasvua, jos yrityksillä on kykyä ja kannusteita sen hyödyntämiseen. Analyysissä tarkastellaan Suomen tilannetta kansainvälisten tilastojen ja yritysaineistojen avulla. Suomen digitaaliset valmiudet ja osaamispohja ovat vahvat, mutta yritysten panostukset kurssimuotoiseen henkilöstökoulutukseen ovat vertailumaita pienemmät ja koulutukset lyhyitä. Tämä yhdessä koettujen osaamisvajeiden kanssa herättää kysymyksiä työvoiman osaamisen ylläpidosta ja kehittämisestä. Tekoälyä käytetään Suomessa EU:n keskiarvoa yleisemmin. Maavertailuissa vahva osaaminen ja vilkas työpaikanvaihto ovat yhteydessä yleisempään tekoälyn käyttöön sekä työllisillä että yrityksissä, mutta nämä yhteydet eivät osoita syy-seuraussuhteita. Saatavilla oleva tutkimusnäyttö ei viittaa siihen, että tekoäly olisi heikentänyt nuorten asemaa Suomen työmarkkinoilla. Vaikutusten arvioinnissa on huomioitava myös etätyön yleistyminen. Tekoäly voi kasvattaa yritysten välisiä tuottavuuseroja ja kiihdyttää työpaikkojen uudelleenkohdentumista. Kasvuvaikutukset riippuvat siksi myös siitä, kuinka hyvin työmarkkinat tukevat työvoiman siirtymistä tuottavampiin yrityksiin.

Asiasanat:

tekoäly, absorptiokyky, tuottavuus, luova tuho, osaaminen, henkilöstökoulutus, työmarkkinoiden dynamiikka

JEL-koodit:

O33, J24, J62, D24

1 JOHDANTO

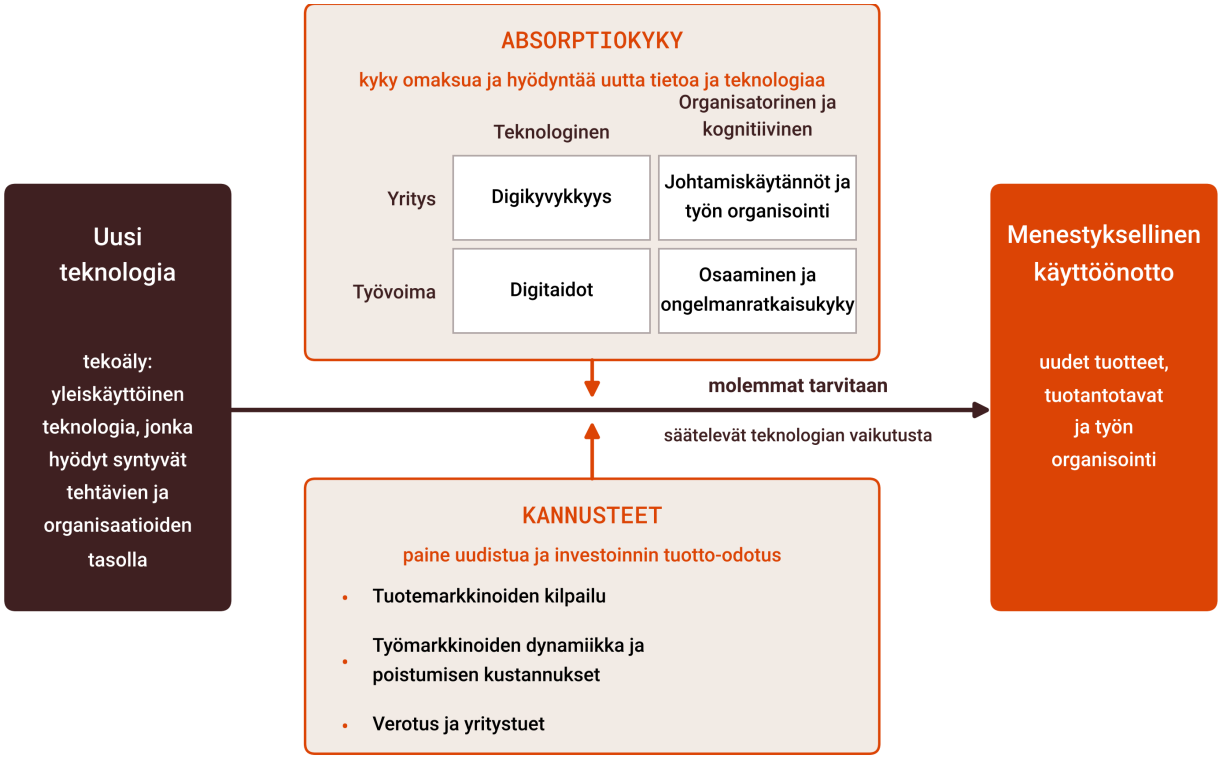
Taloustieteessä ollaan perimmiltään kiinnostuneita ihmisten hyvinvoinnista. Talouskasvu on tärkeää vain, jos se edistää nykyisten ja tulevien sukupolvien hyvinvointia, ja empiirisessä tutkimuksessa korkeammat tulot ovat yhteydessä parempaan koettuun hyvinvointiin edelleen myös vauraissa maissa (Stevenson & Wolfers 2013). Hyvinvoinnin kannalta kiinnostavaa on erityisesti se osa talouskasvusta, joka perustuu tuottavuuden kasvuun eli siihen, että samalla panosmäärällä saadaan tuotettua aikaisempaa suurempi määrä reaalista arvonlisäystä. Tuottavuuden kasvu luo pitkällä aikavälillä edellytyksiä reaalipalkkojen nousulle ja työpaikkojen laadun paranemiselle. Se helpottaa myös julkisen talouden sopeutusta.

Pitkän aikavälin tuottavuuskasvu perustuu ennen kaikkea teknologisiin innovaatioihin eli uusiin tuotteisiin ja tuotantotapoihin (Aghion & Howitt 1992; Aghion, Antonin & Bunel 2021). Tekoäly on esimerkki teknologisesta murroksesta, joka tarjoaa edellytyksiä tuottavuuden ja talouden kasvuun ja sitä kautta aikaisempaa laadukkaampien työpaikkojen syntyyn ja kohonneeseen hyvinvointiin. Talouskasvun kirjallisuudessa on viime aikoina korostettu tehtäväperusteista (task-based) lähestymistapaa. Ajatus on, että teknologian vaikutuksia tarkastellaan ammattien sisältämien tehtävien tasolla. Työllisyyden kannalta keskeistä on tuottavuusvaikutusten ohella myös se, syntyykö automatisoitujen tehtävien tilalle uusia, joissa tarvitaan ihmistyötä (Autor 2013; Acemoglu & Restrepo 2018, 2019).

Tekoäly eroaa aiemmista teknologisista murroksista kolmella tavalla, jotka ovat tämän analyysin kannalta keskeisiä. Ensinnäkin aiempi automaatio korvasi lähinnä rutiininomaisia, kodifioitavissa oleviin sääntöihin palautettavia tehtäviä (Autor, Levy & Murnane 2003). Tekoäly sen sijaan ulottuu ei-rutiininomaiseen tietotyöhön, kuten tekstin tuottamiseen, ohjelmointiin, analyysiin ja päätöksenteon tukeen. Sille altistuvat siksi erityisesti korkeasti koulutettujen ja hyvin palkattujen työntekijöiden tehtävät (Webb 2020; Eloundou ym. 2024), joita aiempi teknologia pikemminkin täydensi. Vaikutus ei ole pelkästään korvaava, sillä tekoäly voi myös täydentää osaamista ja kaventaa kokeneiden ja vähemmän kokeneiden työntekijöiden tuottavuuseroja (Brynjolfsson, Li & Raymond 2025). Toiseksi tekoäly on luonteeltaan yleiskäyttöinen, monilla aloilla hyödynnettävissä oleva teknologia, jonka hyödyt välittyvät työtehtävien muutosten ja organisaatioiden uudistumisen kautta (Ide & Talamàs 2025; ks. myös Hyytinen 2025). Kolmanneksi tekoäly muuttaa itse tutkimus- ja innovaatiotoimintaa. Se ei siis ole vain yleiskäyttöinen teknologia vaan myös uusi keksimisen menetelmä, joka voi nopeuttaa ideoiden tuottamista (Cockburn, Henderson & Stern 2019; Agrawal, McHale & Oettl 2019; ks. myös Hyytinen 2026). Nämä kolme tekoälyn piirrettä ovat Suomen kannalta tärkeitä, koska yrityssektorin kyky hyödyntää tekoälyä laajamittaisesti ja kansainvälisesti kilpailukykyisellä tavalla nojaa korkeasti koulutettuun työvoimaan. Tekoäly korostaa myös tarvetta uudistaa osaamista työuran aikana ja nuorten työpaikalla oppimista. Jos tekoäly lisäksi kiihdyttää innovaatioita, luovan tuhon eli yritysten välisen uudelleenkohdentumisen merkitys tuottavuuskasvun lähteenä voi kasvaa entisestään.

Tuottavuusvaikutukset edellyttävät, että yritykset kykenevät ottamaan tekoälyä menestyksellisesti käyttöön. Tämä riippuu kahdenlaisista tekijöistä (kuvio 1a). Ensimmäinen on yritysten ja työvoiman absorptiokyky eli kyky tunnistaa, omaksua ja hyödyntää uutta tietoa ja teknologiaa (Cohen & Levinthal 1990). Se voidaan jakaa nelikenttään: yrityksen tasolla digitaaliseen kyvykkyyteen sekä johtamiskäytäntöihin ja työn organisointiin, työvoiman tasolla digitaitoihin sekä laajempaan osaamiseen ja ongelmanratkaisukykyyn.

KUVIO 1A. MENESTYKSELLISEN KÄYTTÖÖNOTON TEKIJÄT: ABSORPTIOKYKY JA KANNUSTEET



Lähde: kirjoittajan kehikko. Absorptiokyvyn käsite: Cohen & Levinthal (1990); teknologian, organisaation ja osaamisen täydentävyys: Bresnahan, Brynjolfsson & Hitt (2002).

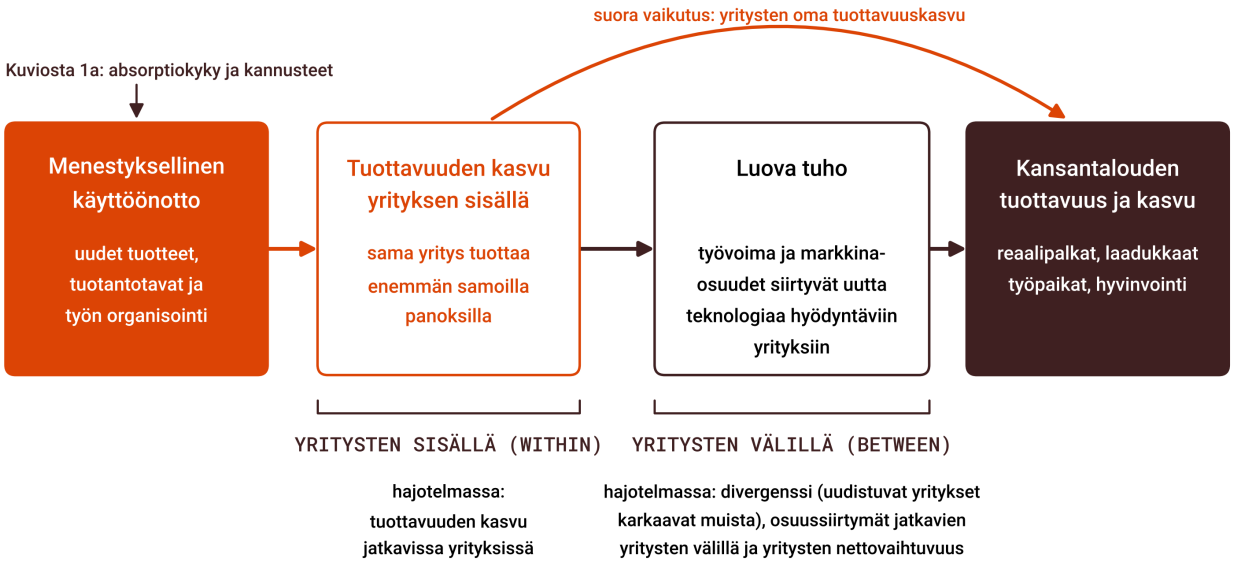
Tällaiselle kyvykkyyksien jaolle kahteen osaan on vahvat perusteet. Uuden teknologian tuottavuushyödyt ovat historiallisesti toteutuneet vasta, kun teknologiainvestointeja on täydennetty organisaation ja osaamisen muutoksilla (Bresnahan, Brynjolfsson & Hitt 2002; Brynjolfsson, Rock & Syverson 2021).

Kannusteet ovat toinen tekijä, joka vaikuttaa teknologian menestykselliseen käyttöönottoon. Tuotemarkkinoiden kilpailu luo etenkin teknologisen eturintaman tuntumassa oleville yrityksille kannusteen ”paeta kilpailua” innovoimalla eli kehittämällä ja ottamalla käyttöön uutta teknologiaa (Aghion ym. 2005; Bloom, Van Reenen & Williams 2019; Teichgraeber & Van Reenen 2022). Työmarkkinoiden dynamiikka ja poistumisen kustannukset puolestaan vaikuttavat epäonnistumisen hintaan (Bartelsman, Gautier & de Wind 2016; Maliranta 2026). Lisäksi verotus ja yritystuet vaikuttavat investoinnin tuotto-odotukseen (Akcigit & Stantcheva 2020). Tarvitaan siis sekä absorptiokykyä että kannusteita. Kumpikaan ei yksin riitä: osaava työvoima ei tuota käyttöönottoa ilman kannustetta eikä kova kilpailu ilman kykyä.

Innovaatioperusteisessa kasvututkimuksessa on kiinnitetty huomiota siihen, että merkittävä osa kansantalouden tasolla tapahtuvasta tuottavuuden kasvusta syntyy niin sanotun ”luovan tuhon” kautta. Näin tapahtuu erityisesti suurten teknologisten murrosten yhteydessä (Aghion, Antonin & Bunel 2021; Bartelsman, Gautier & de Wind 2016). Tämä tarkoittaa siitä, että uutta teknologiaa menestyksellisesti hyödyntävät yritykset syrjäyttävät vanhaa teknologiaa hyödyntäviä yrityksiä. Työvoima ja markkinaosuudet siirtyvät matalan tuottavuuden yrityksistä korkean tuottavuuden yrityksiin, uusia yrityksiä syntyy ja epäonnistuneet kokeilut

päättyvät (kuvio 1b). Tuottavuuskasvun mikrotason hajotelmissa nämä kaksi lähdettä, kasvu yritysten sisällä ja yritysten välinen rakennemuutos, voidaan erottaa toisistaan (Bartelsman & Doms 2000; Hyytinen & Maliranta 2013). Suomen yrityssektorin vuoden 2008 jälkeinen työn tuottavuuden kasvu on ollut lähes kokonaan luovan tuhon varassa (Fornaro & Maliranta 2026a).

KUVIO 1B. MENESTYKSELLISEN KÄYTTÖÖNOTON SEURAUKSET KANSANTALOUDESSA: TUOTTAVUUS KASVAA YRITYSTEN SISÄLLÄ JA NIIDEN VÄLILLÄ



Lähde: kirjoittajan kehikko. Hajotelman käsitteet: Fornaro & Maliranta (2026a). Yritysten sisäinen tuottavuuskasvu ja yritysten välinen rakennemuutos ovat rinnakkaisia koko talouden työn tuottavuuden kasvun lähteitä.

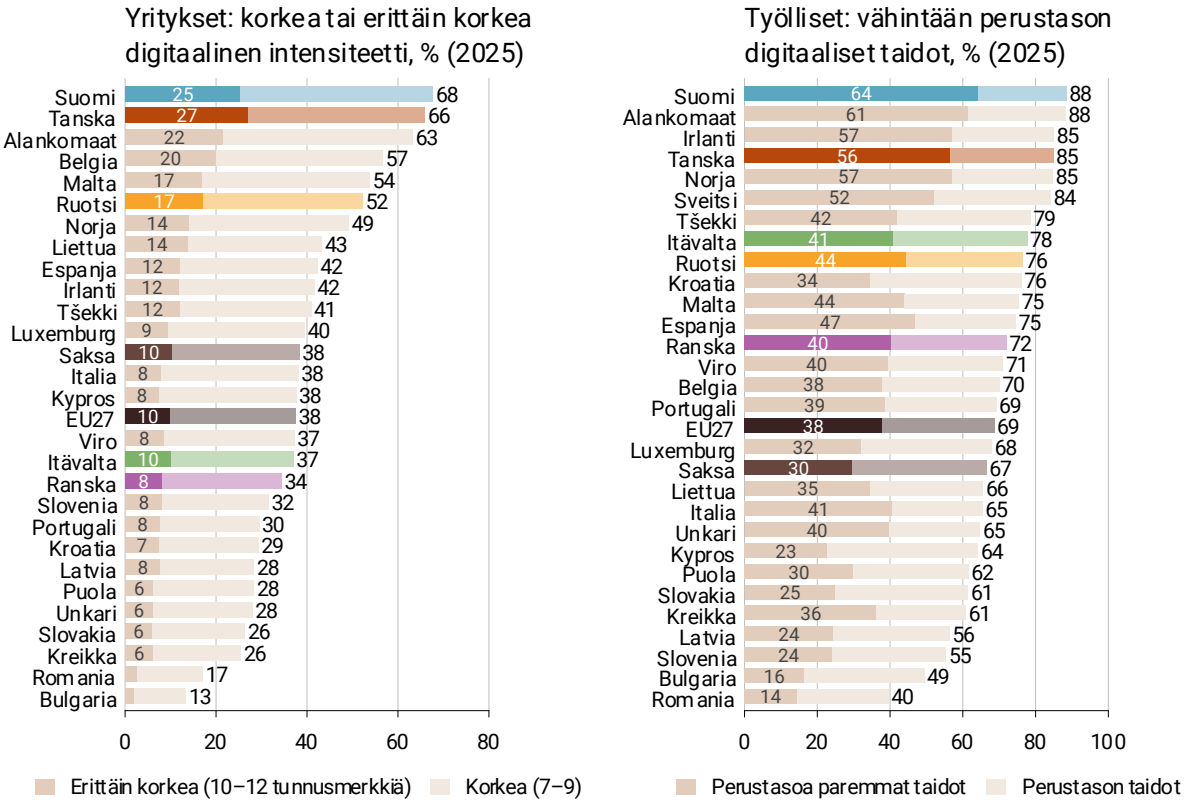
Työmarkkinoiden dynamiikka vaikuttaa tuottavuuskasvun molempiin lähteisiin. Se on kannuste ja mahdollistaja yrityksen sisäiselle uudistumiselle ja edellytys yritysten väliselle uudelleenkohdentumiselle (Maliranta 2026). Tästä syystä uusien teknologioiden käyttöönottoa on hyödyllistä tarkastella rinnakkain työmarkkinoiden dynamiikan kanssa. Tässä analyysissä hahmotellaan empiirisesti Suomen tilannekuvaa ketjun eri lenkeissä. Ensin tarkastellaan absorptiokyvyn neljää osatekijää. Sen jälkeen kysytään, miten tekoälyn käyttö on yhteydessä osaamiseen ja työmarkkinoiden liikkuvuuteen. Lopuksi tarkastellaan yritysten välisiä tuottavuuseroja ja työpaikkojen uudelleenkohdentumista. Tarkastelut kuvaavat tekoälyn käyttöönoton edellytyksiä, käytön yleisyyttä ja talouden uudistumiskykyä. Niiden perusteella ei vielä voida arvioida tekoälyn vaikutusta Suomen tuottavuuskasvuun.

2 ABSORPTIOKYKY: SUOMEN TILANNEKUVA

Absorptiokyvyn teknologinen puoli on tilastojen perusteella Suomessa kansainvälistä kärkeä sekä yritysten että työvoiman osalta (kuvio 2). Vuonna 2025 Eurostatin digitaalisen intensiteetin indeksissä korkean tai erittäin korkean intensiteetin luokkaan kuului 68 prosenttia vähintään kymmenen henkilön suomalaisyrityksistä, kun EU27:n keskiarvo oli 38 prosenttia – vain Tanska (66 %) ja Alankomaat (63 %) ovat lähellä. Työllisistä 88

prosentilla on vähintään perustason digitaidot ja 64 prosentilla perustasoa paremmat taidot (EU27 69 ja 38 %). Suomi on tässä Alankomaiden kanssa EU:n kärjessä, ja ero esimerkiksi Ruotsiin (76 ja 44 %) ja Saksaan (67 ja 30 %) on selvä.

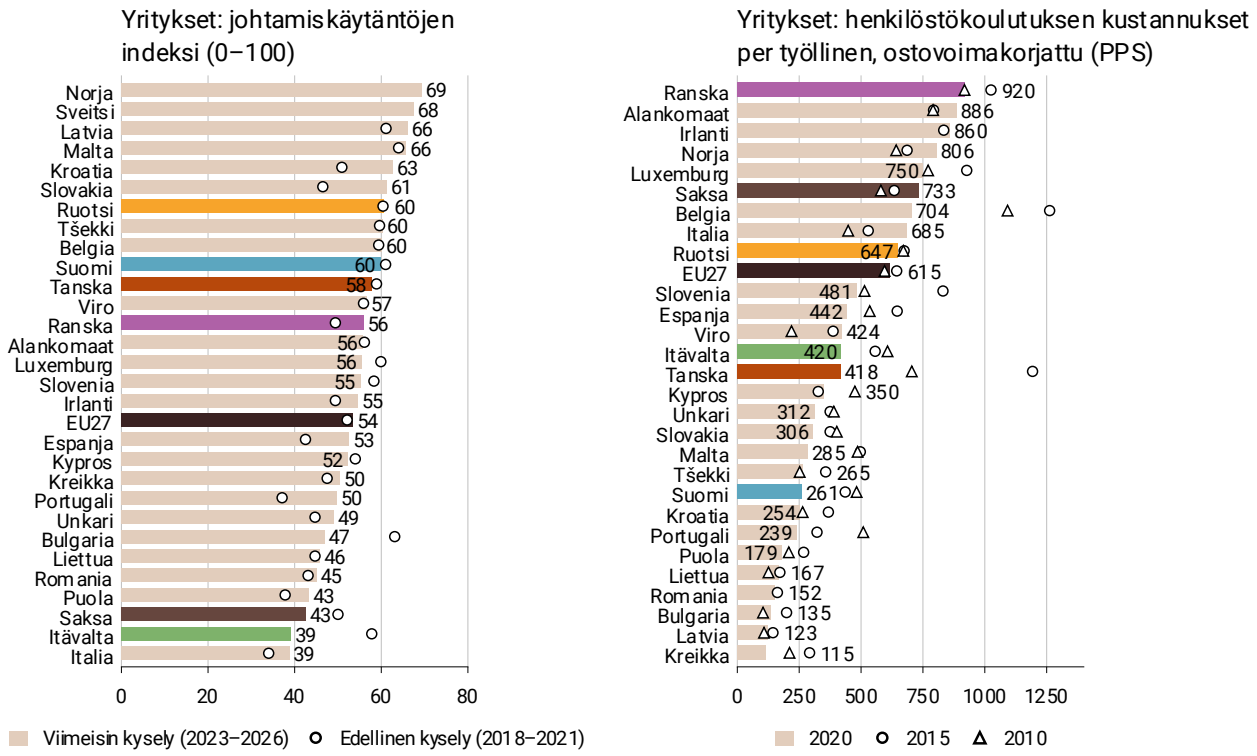
KUVIO 2. TEKNOLOGINEN ABSORPTIOKYKY: YRITYSTEN DIGITAALINEN INTENSITEETTI JA TYÖLLISTEN DIGITAALISET TAIDOT, 2025



Lähde: Eurostat, isoc_e_dii (digitaalinen intensiteetti, DII:n versio 3, vähintään 10 henkilön yritykset tilaston kattamilla toimialoilla (NACE Rev. 2: C–J, L–N ja 95.1); korkea = 7–9 ja erittäin korkea = 10–12 tunnusmerkkiä 12:sta) ja isoc_sk_dskl_i21 (työlliset eli palkansaajat, yrittäjät ja avustavat perheenjäsenet, 16–74 v.; perustason ja perustasoa paremmat digitaidot). EU27-maat, Norja ja Sveitsi.

Absorptiokyvyn organisatorista puolta mitataan tässä yritysten johtamiskäytännöillä ja henkilöstökoulutusinvestoinneilla (kuvio 3a). Maailmanpankin yrityskyselyn johtamiskäytäntöjen indeksi kuvaa, kuinka järjestelmällisesti keskisuuret ja suuret yritykset seuraavat suoritusta, asettavat tavoitteita ja palkitsevat tuloksista (World Bank 2026; vrt. Bloom & Van Reenen 2007). Viimeisimmällä kyselykierroksella (2025) Suomi sai 60 pistettä ja oli 29 Euroopan maan vertailussa kymmenes. Kärjessä ovat Norja (69) ja Sveitsi (68). EU27-maiden keskiarvo on 54. Ruotsi (60) ja Tanska (58) ovat samalla tasolla, Saksa (43) selvästi jäljessä. Luvut ovat otoskyselyn piste-estimaatteja, joten muutaman pisteen erot ja sijoitukset ovat suuntaa antavia.

KUVIO 3A. ORGANISATORINEN ABSORPTIOKYKY: YRITYSTEN JOHTAMISKÄYTÄNNÖT JA HENKILÖSTÖKOULUTUKSEN KUSTANNUKSET TYÖLLISTÄ KOHTI



Lähde: World Bank Enterprise Surveys, Management Practices -indikaattorit (keskisuuret ja suuret yritykset, vähintään 20 työntekijää), haettu 27.10.2026; Eurostat, Continuing Vocational Training Survey, trng_cvt_17s (kurssimuotoisen koulutuksen kokonaiskustannukset per työllinen kaikissa vähintään 10 henkilön yrityksissä, ostovoimastandardi PPS). Kustannusmittari koskee kursseja, ei kaikkea työssä oppimista tai yritysten osaamisinvestointeja. Palkki = viimeisin kyselykierros (WBES 2023–2026, CVTS 2020), ympyrä = edellinen kierros (WBES 2018–2021, CVTS 2015), kolmio = CVTS 2010. Maat on järjestetty viimeisimmän kierroksen mukaan. Norjalla ja Sveitsillä on vain yksi WBES-kierros, ja Sveitsi ei osallistu CVTS:ään. EU27 = vasemmalla jäsenmaiden painottamaton keskiarvo, oikealla Eurostatin EU27-aggregaatti.

Suomen tulos on vakaa. Edellisellä kierroksella 2020 se oli 61, kun useissa maissa indeksi heilahti kierrosten välillä yli kymmenen pistettä. Osa-alueittain kuva on kaksijakoinen. Tavoitteiden tuntemuksessa Suomi on vertailun ensimmäinen (78 pistettä, EU27 48), mutta suoritukseen perustuvissa ylennyksissä 23. ja johtajien bonuksissa 18. Myös aiemmassa teollisuuden toimipaikkoihin perustuvassa vertailussa Suomen johtamiskäytännöt arvioitiin kansainvälisesti erittäin hyviksi (Maliranta & Ohlsbom 2017).

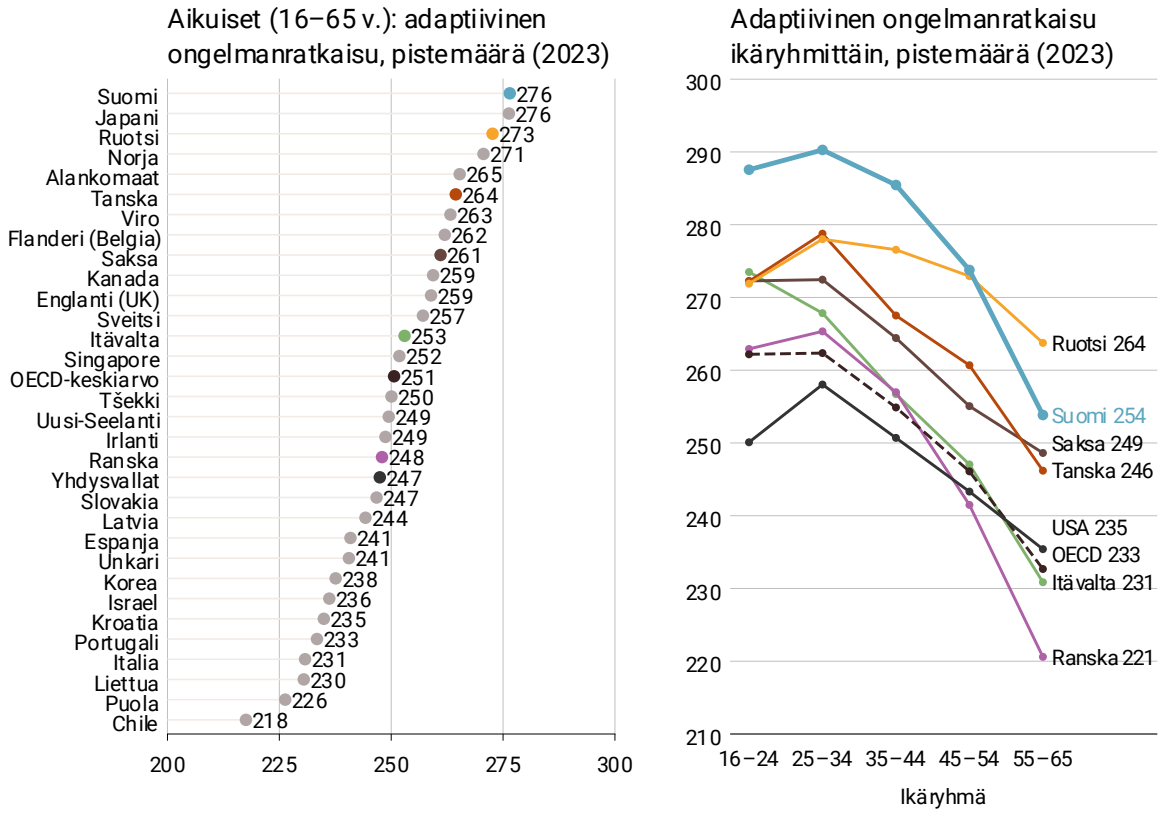
Kurssimuotoisen henkilöstökoulutuksen kustannuksilla mitattuna Suomen asema on heikompi. Eurostatin yritysten henkilöstökoulutustutkimuksen (CVTS) mukaan suomalaisyritykset käyttivät kurssimuotoiseen koulutukseen vuonna 2020 noin 260 ostovoimastandardia (PPS) työllistä kohti. EU27:n keskiarvo oli 615, Ruotsin 647, Saksan 733 ja Alankomaiden 886. Suomi on 28 maan vertailussa sijalla 20. Kustannukset ovat myös laskeneet jokaisella kierroksella vuodesta 2010, jolloin ne olivat 482 PPS työllistä kohti. Osuutena työvoimakustannuksista koulutus oli 0,7 prosenttia (EU27 1,5 %). Vuoden 2020 lukuja painaa pandemia, Tanskassa pudotus oli vielä jyrkempi, mutta Suomi oli EU:n keskiarvon alapuolella jo vuosina 2010 ja 2015. Suomessa kustannukset laskivat vuosina 2010–2020, kun Saksassa, Alankomaissa ja Norjassa ne kasvoivat kullakin kyselykierroksella.

Koulutukseen osallistuminen näyttää Suomessa yleiseltä, vaikka kurssimuotoisen henkilöstökoulutuksen kustannukset ovat pienet. Eurofoundin vuoden 2024 työolotutkimuksessa 59 prosenttia suomalaisista työllisistä kertoi saaneensa työnantajan kustantamaa koulutusta viimeisten 12 kuukauden aikana (EU27 48 %; Eurofound 2026). Luku on samaa luokkaa kuin Saksassa ja Norjassa. Koulutusta siis annetaan laajasti mutta vähän työntekijää kohti. Samaan suuntaan viittaa kansainväliseen aikuisten taitotutkimukseen perustuva OECD:n tarkastelu. Työhön liittyvät non-formaalit koulutukset ovat Suomessa osallistujamaiden lyhytkestoisimpia: tärkeimmäksi koetun koulutuksen mediaanikesto oli kahdeksan tuntia, ja lähes kuusi kymmenestä koulutuksesta kesti enintään päivän (OECD-maissa keskimäärin runsaat neljä kymmenestä). Vähintään neljännes koulutuksista keskittyi työturvallisuuteen ja ensiapuun (OECD 18 %). OECD:n mukaan lyhyet koulutukset madaltavat osallistumisen kynnystä, mutta pelkästään niihin nojaaminen ei välttämättä riitä rakennemuutoksen vaatimaan perusteellisempaan osaamisen uudistamiseen (OECD 2025). Eri vuosia ja kohdejoukkoja koskevien tietojen perusteella ei kuitenkaan voida tarkasti päätellä, johtuuko ero koulutuksen määrästä, toteutustavasta vai kustannustasosta. CVTS:n kustannusmittari ei myöskään kata kaikkea työssä oppimista, eikä PIAAC:n kestotieto kuvaa koko vuoden koulutusmäärää, koska se koskee vastaajan tärkeimmäksi kokemaa koulutusta. Tekoälyn käyttöönoton kannalta tulokset ovat kuitenkin kiinnostavia, koska teknologiainvestointien tuottavuushyödyt ovat historiallisesti edellyttäneet huomattavia täydentäviä investointeja osaamiseen ja organisaatioon (Brynjolfsson, Rock & Syverson 2021).

Teorian valossa havainto on jossain määrin yllättävä. Acemoglun ja Pischken (1999) mukaan työmarkkinoiden epätäydellisyydet voivat kannustaa yrityksiä rahoittamaan yleistä, työpaikasta toiseen siirtyvää osaamista, jos palkat kasvavat osaamisen mukana vähemmän kuin tuottavuus ja osa koulutuksen tuotosta jää työnantajalle. Suomen suhteellisen pienet palkkaerot sopisivat tähän mekanismiin, mutta olennaista on palkkojen suhde tuottavuuteen. Pelkkä pieni palkkahajonta ei ennusta suuria koulutusinvestointeja. Toisaalta liikkuvilla työmarkkinoilla koulutetun työntekijän siirtyminen toiseen yritykseen on todennäköisempää, mikä voi heikentää yksittäisen yrityksen kannustetta investoida henkilöstön osaamiseen. Suomessa yhdistyy vahva osaamispohja ja vähäiset kurssikoulutuksen kustannukset, mikä herättää kysymyksen työuran aikaisen osaamisen ylläpidon riittävyydestä. Tähän palataan seuraavassa luvussa. Osaamisen ylläpidon puutteet voivat jarruttaa tekoälyn hyödyntämistä. Uuden teknologian hyödyt edellyttävät, että työntekijöiden osaaminen ja työn organisointi sopeutetaan siihen (Bresnahan, Brynjolfsson & Hitt 2002), ja juuri tätä sopeutumista yritysten oma koulutus tukee.

Absorptiokyvyn kognitiivinen puoli on Suomen selvin vahvuus (kuvio 3b). OECD:n kansainvälisen aikuisten taitotutkimuksen (PIAAC) toisella kierroksella 2022–23 Suomen aikuisten adaptiivinen ongelmanratkaisukyky eli kyky ratkaista ongelmia muuttuvissa, epätäydellisen tiedon tilanteissa, oli osallistujamaiden paras yhdessä Japanin kanssa: 276 pistettä, kun OECD-keskiarvo oli 251, Ruotsi 273, Tanska 264, Saksa 261 ja Yhdysvallat 247 (OECD 2024). Suomi on kärjessä myös luku- ja numerotaidossa. Tällaisia taitoja tarvitaan, kun työpaikalla otetaan käyttöön uusia teknologioita ja toimintamalleja. Suomen vahvat yleiset tiedonkäsittelytaidot tarjoavat hyvän perustan tekoälyn hyödyntämiselle. Keskimääräinen osaamistaso ei kuitenkaan sulje pois yritys- ja tehtäväkohtaisia osaamisvajeita, eikä PIAAC mittaa suoraan tekoälyn hyödyntämiseen tarvittavaa tehtäväkohtaista osaamista.

KUVIO 3B. KOGNITIIVINEN ABSORPTIOKYKY: AIKUISTEN ADAPTIIVINEN ONGELMANRATKAISUKYKY MAITTAIN JA IKÄRYHMITTÄIN, PIAAC 2023



Lähde: OECD (2024), Survey of Adult Skills 2023, Annex A, taulukot A.2.1 ja A.2.4 (16–65-vuotiaat, asteikko 0–500; Englanti (UK) ja Flanderi (Belgia) ovat osa-alueita). Oikeassa paneelissa katkoviiva on OECD-keskiarvo. Osaamisen vastaavuutta koskevat luvut tekstissä: taulukko A.4.12 (25–65-vuotiaat työlliset, itsearvio).

Ikäryhmittäinen tarkastelu täsmentää kuvaa ja kytkee sen edellä esitettyyn koulutushavaintoon. Suomen etumatka on suurimmillaan 25–44-vuotiailla. Heidän tuloksensa on noin 30 pistettä yli OECD-keskiarvon. Etumatka kuitenkin kapenee iän myötä, ja vanhimmassa ikäryhmässä ero Ruotsiin kääntyy toisin päin: 55–65-vuotiaat suomalaiset (254 pistettä) jäävät ruotsalaisten (264) taakse, ja ero nuorimpiin ikäryhmiin on Suomessa suurempi kuin Ruotsissa tai Saksassa. Nuorimmassa ikäryhmässä (16–24-vuotiaat) Suomen etumatka OECD-keskiarvoon on hieman pienempi kuin 25–44-vuotiailla, mikä voi liittyä PISA-tuloksissa 2010-luvulla näkyneeseen heikkenemiseen. Ero on kuitenkin pieni.

Ikäryhmien erot voivat liittyä sekä ikääntymiseen että kohorttieroihin, kuten koulutushistoriaan, eikä yhdestä poikkileikkauksesta voi erottaa näitä toisistaan. Lisäksi PIAAC:n mukaan 20 prosenttia 25–65-vuotiaista suomalaisista työllisistä kokee osaamisensa riittämättömäksi työnsä vaatimuksiin, mikä on kaksinkertainen osuus OECD-keskiarvoon (10 %) verrattuna. Toisaalta vain 18 prosenttia arvioi osaamisensa ylittävän työnsä vaatimukset (OECD 26 %). Vahvan osaamispohjan, koettujen osaamisvajeiden ja vähäisten ja laskevien kurssikoulutuksen kustannusten (kuvio 3a) yhdistelmä herättää kysymyksen osaamisen ylläpidon riittävyydestä. Osaamispohja on siis vahva, mutta sen ylläpito työuran aikana näyttää heikommalta lenkiltä, ja

juuri sitä tekoälyn tuoma tehtävien nopea muutos koettelee. Havainnot eivät kuitenkaan osoita, että puutteellinen henkilöstökoulutus selittäisi ikäryhmien erot tai koetut osaamisvajeet.

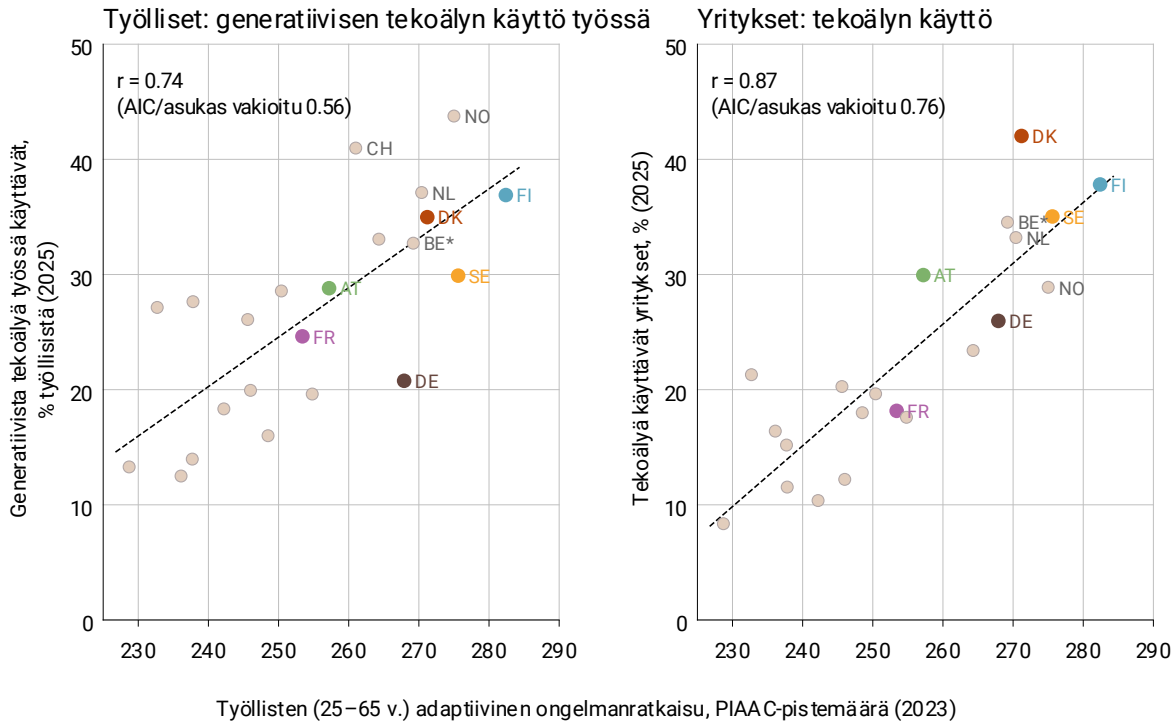
3 TEKOÄLYN KÄYTTÖÖNOTTO JA TYÖMARKKINAT

Absorptiokyvyn osatekijöiden jälkeen tarkastellaan ketjun seuraavaa lenkkiä eli sitä, miten laajasti tekoälyä on otettu käyttöön ja millaisia yhteyksiä käytöllä on osaamiseen ja liikkuvuuteen maiden välillä. Suomi kuuluu käyttöönotossa Euroopan kärkeen sekä työllisten että yritysten käytössä. Vuonna 2025 generatiivista tekoälyä käytti työtarkoituksiin 37 prosenttia työllisistä ja tekoälyteknologioita hyödynsi 38 prosenttia vähintään kymmenen henkilön yrityksistä. Vastaavat osuudet EU27:ssa olivat 22 ja 20 prosenttia (Eurostat 2026). Yritysten käytössä Suomen edellä on EU-maista vain Tanska (42 %). Työllisten käytössä Alankomaat on Suomen tasolla ja Tanska lähellä, kun taas Norja (44 %) ja Sveitsi (41 %) ovat edellä. Kuviot 4a ja 4b asettavat tämän tuloksen kahden mahdollisen taustatekijän rinnalle: työvoiman osaamisen ja työmarkkinoiden liikkuvuuden. Ne mittaavat eräitä absorptiokykyyn ja kannusteisiin liittyviä näkökohtia (ks. kuvio 1a).

3.1 Osaaminen ja liikkuvuus

Osaaminen ja käyttöönotto kulkevat käsi kädessä (kuvio 4a). Maissa, joissa työllisten ongelmanratkaisukyky on korkea, sekä työlliset että yritykset käyttävät tekoälyä selvästi enemmän. Positiivinen korrelaatio säilyy myös, kun asukasta kohti laskettu todellinen yksilöllinen kulutus (AIC) vakioidaan materiaalisen elintason mittarina (kuvioiden merkintä ”AIC/asukas vakioitu”). Suomi sijoittuu oikeaan yläkulmaan: työllisten käytössä hieman regressiosuoran alapuolelle ja yritysten käytössä lähelle suoraa. Tämän yksinkertaisen vertailun perusteella Suomen korkea käyttöaste on pitkälti linjassa korkean osaamistason kanssa. Saksa jää molemmissa paneeleissa suoran alapuolelle, osaamiseen nähden tekoälyä käytetään vähän, ja Tanska sen yläpuolelle.

KUVIO 4A. TYÖLLISTEN ONGELMANRATKAISUKYKY JA TEKOÄLYN KÄYTTÖ TYÖLLISILLÄ JA YRITYKSISSÄ, 2023–2025



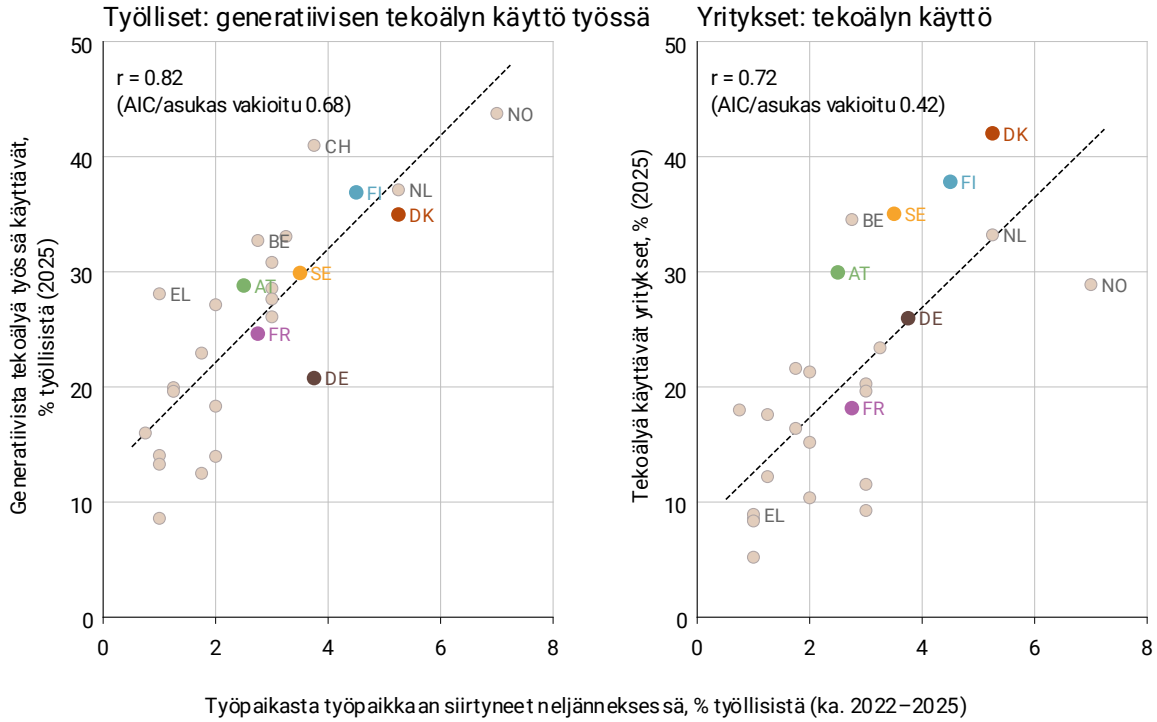
Lähde: OECD (2024), Survey of Adult Skills 2023, Annex A, taulukko A.4.1 (25–65-vuotiaat työlliset); Eurostat, isoc_ai_iaiu (generatiivisen tekoälyn käyttö työtarkoituksiin viimeisten 3 kk aikana, % työllisistä, 2025) ja isoc_eb_ai (tekoälyteknologioita käyttävät yritykset, vähintään 10 henkilöä pl. rahoitusala, 2025). PIAAC-maat Euroopassa; * = Belgian tieto koskee Flanderia. Katkoviiva on vakioimattoman yhteyden regressiosuora ja r korrelaatiokerroin (n = 22 maata vasemmalla, 21 oikealla); suluissa osittaiskorrelaatio, kun materiaalista elintasoa kuvaava AIC/asukas (todellinen yksilöllinen kulutus, ostovoimakorjattu, logaritmi) on vakioitu; painottamaton. Nimetty vain verrokkimaat ja poikkeavat havainnot.

Sama kuva syntyy, kun tekoälyn käyttöä tarkastellaan työmarkkinoiden liikkuvuuden rinnalla (kuvio 4b). Maissa, joissa suurempi osa työllisistä vaihtaa työpaikkaa, tekoäly on laajemmin sekä työllisten että yritysten käytössä. Pohjoismaat ja Alankomaat täyttävät oikean yläkulman. Ranska jää molemmissa paneeleissa suoran alapuolelle. Saksa jää alapuolelle työllisten käytössä mutta on yritysten käytössä lähellä suoraa. Liikkuvuus ja osaaminen voivat liittyä toisiinsa, osaaminen tarjoaa edellytyksiä työmarkkinoilla liikkumiselle, joten kuviot eivät kerro, kumpi näistä on merkittävämpi tekijä. Kun osaaminen, liikkuvuus ja jäljempänä tarkasteltava kotona työskentely (kuvio 5) sisällytetään samaan malliin, työllisten tekoälyn käyttö kytkeytyy ennen muuta liikkuvuuteen ja kotona työskentelyyn, yritysten käyttö puolestaan osaamiseen. Selittäjien voimakkaan keskinäisen korrelaation ja pienen havaintomäärän vuoksi erottelu on kuitenkin vain suuntaa-antava.[1]

[1] Pienimmän neliösumman regressiossa, jossa maakohtaista tekoälyn käyttöä selitetään samanaikaisesti työllisten adaptiivisella ongelmanratkaisukyvyllä (PIAAC 2023), työpaikasta työpaikkaan -liikkuvuudella (keskiarvo 2022–2025), kotona työskentelevien osuudella (2025) ja materiaalisella elintasolla (log AIC/asukas), työllisten generatiivisen tekoälyn käytön standardoidut kertoimet ovat liikkuvuudelle 0,52 (p = 0,02) ja kotona työskentelylle 0,50 (p = 0,06), kun taas osaamisen kerroin on nolla (n = 22 maata, R^2 = 0,78). Yritysten tekoälyn käytössä osaamisen kerroin on 0,66 (p < 0,01) ja liikkuvuuden sekä kotona työskentelyn kertoimet ovat lähellä nollaa (n = 21, R^2 = 0,80). Selittäjät korreloivat keskenään voimakkaasti (r = 0,74–0,84) ja havaintoja on vähän, joten tulokset ovat vain suuntaa-antavia.

Kyse on maiden välisistä tilastollisista yhteyksistä, ei syy-seuraussuhteista. Mahdollisia mekanismeja molempiin suuntiin voidaan kuitenkin hahmottaa tutkimuskirjallisuuden avulla. Liikkuvilla työmarkkinoilla työntekijän kannattaa opetella uusia työkaluja, koska osaaminen kulkee mukana seuraavaan työpaikkaan. Vastaavasti osaavan työvoiman saatavuus ja epäonnistuneen kokeilun pienemmät purkukustannukset voivat tukea yrityksen teknologian käyttöönottoa (Bartelsman, Gautier & de Wind 2016). Hyvin rakennettu työttömyysturva voi puolestaan tukea työntekijöiden riskinottoa ja tuottavien työpaikkojen syntyä (Acemoglu & Shimer 1999, 2000). Toisaalta teknologinen muutos voi itsessään lisätä liikkuvuutta synnyttämällä uusia tehtäviä ja työpaikkoja (Acemoglu & Restrepo 2019; Autor ym. 2024).

KUVIO 4B. TYÖPAIKASTA TYÖPAIKKAAN -LIIKKUVUUS JA TEKOÄLYN KÄYTTÖ TYÖLLISILLÄ JA YRITYKSISSÄ, 2022–2025



Lähde: Eurostat, lfsi_long_e07 (kokeellinen tilasto: työpaikasta työpaikkaan siirtyneiden osuus työllisistä neljänneksittäin, 15–74 v., keskiarvo 2022–2025), isoc_ai_iaiu (2025) ja isoc_eb_ai (2025). EU27-maat (pl. Luxemburg ja Malta, joilta J2J-tieto puuttuu) sekä Norja ja Sveitsi (vain työlliset). Katkoviiva on vakioimattoman yhteyden regressiosuora ja r korrelaatiokerroin; suluissa osittaiskorrelaatio, kun materiaalista elintasoa kuvaava AIC/asukas on vakioitu (ks. kuvion 4a selite); n = 27 maata vasemmalla, 26 oikealla. Nimetty vain verrokkimaat ja poikkeavat havainnot.

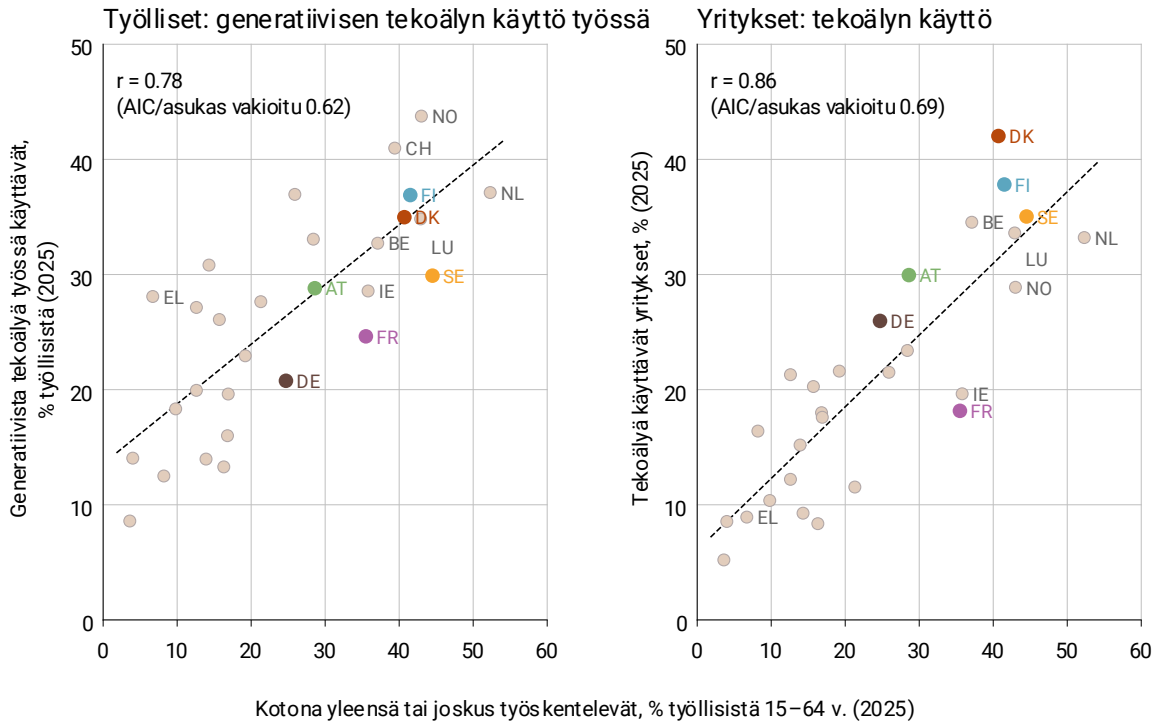
3.2 Nuoret, etätyö ja työpaikalla oppiminen

Suomea koskeva näyttö ei toistaiseksi tue huolta siitä, että tekoäly olisi heikentänyt nuorten asemaa työmarkkinoilla. Kauhasen ja Rouvisen (2026a) tulorekisteriaineistoon perustuvassa tarkastelussa 22–30-vuotiaiden työllisyys ja ansiot eivät ole kehittyneet tekoälylle alttiimmissa ammateissa muita heikommin ChatGPT:n julkaisun jälkeen. Yhdysvaltain palkkahallintoaineistossa 22–25-vuotiaiden työllisyys on altteimmissa ammateissa jäänyt muista jälkeen (Brynjolfsson, Chandar & Chen 2026), mutta tämän tuloksen tulkintaan liittyy ongelmia, joihin palataan jäljempänä. Myöskään Suomen koko työmarkkinat kattavassa

kuukausiaineistossa vuosilta 2019–2026 ei näy merkkejä generatiivisen tekoälyn vaikutuksista palkkoihin tai työllisyyteen eniten altistuneissa ammateissa (Kauhanen & Rouvinen 2026b). Kauhasen ja Rouvisen mukaan Suomen suurin tekoälyyn liittyvä riski ei olekaan työn katoaminen vaan liian hidas käyttöönotto. Arviosopii yhteen tämän kirjoituksen absorptiokykyä ja kannusteita korostavan kehikon kanssa.

Tekoälyn vaikutuksia on kuitenkin vaikea erottaa toisesta samanaikaisesta työn organisoinnin murroksesta eli etätyöstä. Kotona työskentelevien osuus ja tekoälyn käyttö kulkevat maittain tiiviisti yhdessä (kuvio 5). Korrelaatio on työllisten generatiivisen tekoälyn käyttöön 0,78 ja yritysten tekoälyn käyttöön 0,86. Yhteys säilyy vahvana, vaikka materiaalinen elintaso (AIC/asukas) vakioidaan. Kotona työskentelyn mittari ei kuitenkaan vastaa täsmälleen etätyötä, sillä se kattaa myös esimerkiksi kotona tehtävää yrittäjätyötä. Tietotyön yleisyys voi osaltaan selittää molempien käyttötapojen yleisyyttä. Suomi, Tanska, Ruotsi, Alankomaat ja Norja sijoittuvat maavertailussa korkealle. Myös ammattien tekoälyaltistus ja etätyökelpoisuus liittyvät toisiinsa. Lambertin ja Schindlerin (2026) neljän maan rekrytointi- ja työpaikkailmoitusaineistossa generatiiviselle tekoälylle altistuminen ja etätyökelpoisuus ennustavat kumpikin erikseen työuran alussa olevien osuuden laskua uusista rekrytoinneista. Kun molemmat tekijät sisällytetään samaan malliin, etätyökelpoisuuden yhteys työuran alussa olevien rekrytointiosuuden laskuun säilyy, mutta tekoälyaltistuksen yhteys heikkenee huomattavasti ja on useissa Lambertin ja Schindlerin mallivaihtoehdoissa tilastollisesti epävarma.

KUVIO 5. KOTONA TYÖSKENTELY JA TEKOÄLYN KÄYTTÖ TYÖLLISILLÄ JA YRITYKSISSÄ, 2025



Lähde: Eurostat, lfsa_ehomp (kotona yleensä tai joskus työskentelevien osuus työllisistä, 15–64 v., 2025), isoc_ai_iaiu (2025) ja isoc_eb_ai (2025). EU27-maat sekä Norja ja Sveitsi (vain työlliset). Katkoviiva on vakioimattoman yhteyden regressiosuora ja r korrelaatiokerroin; suluissa osittaiskorrelaatio, kun materiaalista elintasoa kuvaava AIC/asukas on vakioitu (ks. kuvion 4a selite); n = 29 maata vasemmalla, 28 oikealla. Nimetty vain verrokkimaat ja poikkeavat havainnot.

Brynjolfsson, Chandar ja Chen (2026) päätyvät omalla aineistollaan päinvastaiseen tulokseen: tekoälyaltistuksen yhteys nuorten rekrytointiosuuden laskuun säilyy, kun etätyöaltistus otetaan huomioon. Kumpikaan tarkastelu ei yksin ratkaise tekoälyn ja etätyön erillisten syyvaikutusten suuruutta, ja tulkintaa vaikeuttaa myös ajoitus.[2]

Etätyön merkitystä voidaan tarkastella myös työpaikalla oppimisen kautta. Emanuelin, Harringtonin ja Pallaisin (2026) tutkimuksessa työtoverien fyysinen läheisyys lisäsi ohjelmistokehittäjien saamaa palautetta ja paransi työn laatua. Hyödyt painottuivat nuoriin ja vähän aikaa yrityksessä työskennelleisiin. Toimistojen sulkemisen jälkeen aiemmin samassa tilassa työskennelleitä nuoria insinöörejä rekrytoitiin muihin yrityksiin useammin kuin hajautettujen tiimien jäseniä, minkä tekijät tulkitsevat merkiksi läheisyyden kartuttamasta siirrettävästä osaamisesta. Työpaikalla oppiminen on työuran alussa keskeinen osaamisen lähde. Nuorten nopea palkkakehitys on tämän kanssa sopusoinnussa: samassa tehtävässä jatkavat nuoret saavat usein yleistä palkkalinjaa suurempia korotuksia (Fornaro & Maliranta 2026b). Palkkakehitys ei kuitenkaan yksin osoita oppimisen vaikutusta. Etätyön vaikutuksesta nuorten oppimiseen on toistaiseksi suorempaa näyttöä kuin tekoälyn vaikutuksesta, vaikka riskejä ei voida asettaa yksiselitteiseen suuruusjärjestykseen.

Säännöllinen etätyö on Suomessa EU:n yleisintä (21 prosenttia työllisistä vuonna 2025) ja kotona työskentely kaikkiaan Euroopan kärkeä. Kotona työskentely on kuitenkin ikäryhmittäin eriytynyttä: vuonna 2025 kotona yleensä tai joskus työskenteli 15–24-vuotiaista työllisistä 17 prosenttia, 25–49-vuotiaista 46 prosenttia ja 50–64-vuotiaista 42 prosenttia (EU27: 11, 26 ja 22 %; Eurostat 2026). Nuorimman ikäryhmän matala osuus heijastaa osin sen tehtävärakennetta. Työuransa alussa olevat tietotyöntekijät sisältyvät kuitenkin pääosin 25–49-vuotiaiden ryhmään, jossa kotona työskentely on yleisintä. Jos etätyö heikentää nuorten oppimista, vaikutuksen pitäisi näkyä täällä. Kauhasen ja Rouvisen (2026a) tulos tekoälylle alttiiden ammattien nuorten suhteellisen vakaasta kehityksestä ei kuitenkaan testaa etätyön vaikutuksia. Niiden arviointi edellyttää tietoa työntekijöiden ja työyhteisöjen etätyöstä sekä asetelmaa, jossa sen vaikutus voidaan erottaa muista muutoksista. Tekoälyn ja etätyön vaikutuksia nuorten osaamiseen ja työmarkkina-asemaan on siksi hyödyllistä tutkia rinnakkain. Suomessa tähän on hyvät aineistolliset edellytykset, jos rekisteritietoja voidaan yhdistää työn organisointia ja teknologian käyttöä koskeviin tietoihin.

4 YRITYSTEN VÄLINEN RAKENNEMUUTOS: HAJONTA JA UUDELLEENKOHDENTUMINEN

Kuviossa 1b hahmotellun ketjun viimeinen lenkki eli yritysten välinen rakennemuutos koskee sitä, miten teknologinen murros muuttaa yritysten välisiä suhteita. Aiempi teknologinen murros, tieto- ja viestintätekniikan aikakausi tarjoaa vertailukohdan. Kuvio 6 näyttää yritysten välisen työn tuottavuuden ja palkkojen hajonnan

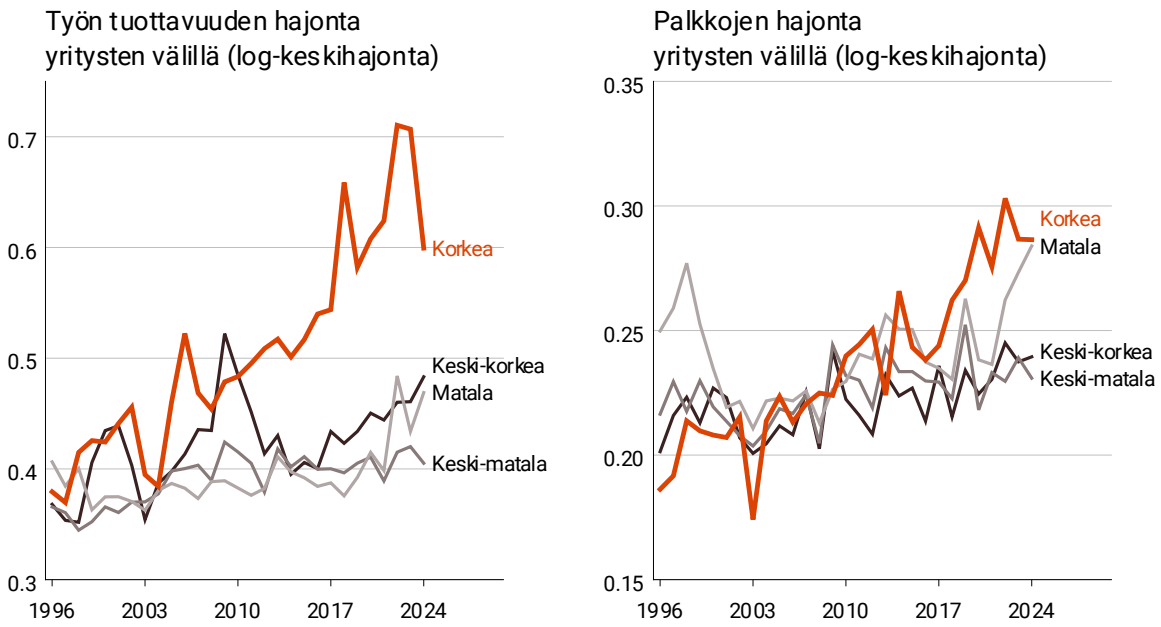
[2] Brynjolfsson ym. (2026) jäljittelevät Lambertin ja Schindlerin (2026) estimointiasetelmaa omalla palkkahallintoaineistollaan ja havaitsevat, että tekoälyaltistuksen yhteys nuorten rekrytointiosuuden laskuun säilyy ja jopa voimistuu, kun etätyöaltistus otetaan huomioon. Tulosten eroihin voivat vaikuttaa aineistojen kattavuus sekä työuran alkuvaiheen määrittely: Brynjolfsson ym. käyttävät ikää, Lambert ja Schindler tehtävään liittyvää uravaihetta. Ajoituksen osalta Brynjolfssonin ym. oman aikasarjakuvion mukaan altteimpien ammattien nuorten suhteellinen työllisyys nousi pandemian aikana, kääntyi laskuun jo vuoden 2020 puolivälissä ja on laskenut sen jälkeen tasaisesti ilman selvää muutosta ChatGPT:n julkaisun jälkeen. Kirjoittajat tulkitsevat laskun jatkumisen pandemiaa edeltäneen tason alapuolelle merkiksi rakenteellisesta muutoksesta, mutta samanlainen kehitys sopii myös tulkintaan, jossa generatiivisella tekoälyllä ei ole ollut erillistä vaikutusta. Kun ammattien koulutustaso, korkoherkkyys ja etätyökelpoisuus otetaan yhdessä huomioon, marraskuun 2022 jälkeinen lasku jää pieneksi ja tilastollisesti epävarmaksi. Pandemian etätyöaalto oli samaan aikaan tasaantumassa (Barrero, Bloom & Davis 2023).

Suomessa toimialojen teknologiatason mukaan jaoteltuna. Korkeimman teknologiatason toimialoilla tuottavuuserot yritysten välillä ovat kasvaneet selvästi muita ryhmiä enemmän: hajonta nousi noin 0,4:stä noin 0,6:een vuosina 1996–2024 ja oli korkeimmillaan 2020-luvun alussa. Muissa ryhmissä kasvu on ollut hitaampaa. Palkkojen hajonta on kasvanut kaikissa ryhmissä, mutta paljon vähemmän kuin tuottavuuden hajonta.

Tätä voi tulkita niin, että teknologiaa nopeimmin hyödyntävät yritykset ovat karanneet muista. Tuottavuuserot ovat kasvaneet, mutta palkat ovat seuranneet vain osittain. Toimialan T&K-intensiteetti ei kuitenkaan suoraan mittaa yksittäisten yritysten teknologian käyttöä, eikä kuvio yksin osoita, mistä hajonnan kasvu johtuu. Juuri tällaiset erot ovat tuottavuutta parantavan uudelleenkohdentumisen edellytys, sillä työvoima ja markkinaosuudet voivat siirtyä tuottavammille yrityksille vain, jos tuottavuuseroja on (Fornaro & Maliranta 2026a, taustalaskelmat).

Ajatus on, että jotain vastaavaa voi tapahtua tulevaisuudessa myös silloin, kun yritykset ryhmitellään tekoälyn hyödyntämisen mukaan. Jos tekoäly on tuottavuutta kasvattava teknologia, sitä hyödyntävien ja muiden yritysten väliset erot voivat kasvaa samaan tapaan kuin tieto- ja viestintätekniikan aikakaudella korkeimman teknologiatason toimialoilla. Tämä voi johtaa siihen, että uusia työpaikkoja syntyy teknologian menestyksellisesti käyttöön ottaviin yrityksiin ja samaan aikaan niitä tuhoutuu yrityksistä, joissa teknologiaa ei ole otettu käyttöön. Toisin sanoen työpaikkarakenteiden muutos voi kiihtyä.

KUVIO 6. TYÖN TUOTTAVUUDEN JA PALKKOJEN HAJONTA YRITYSTEN VÄLILLÄ TOIMIALOJEN TEKNOLOGIATASON MUKAAN, SUOMI 1996–2024



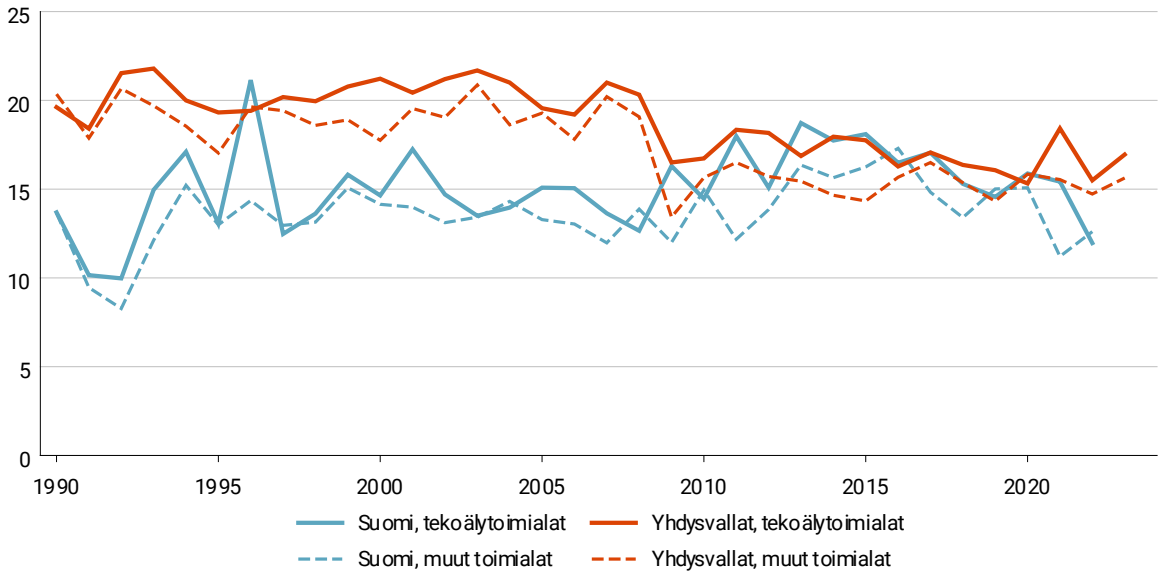
Lähde: Fornaro & Maliranta (2026a, taustalaskelmat), Tilastokeskuksen yritysaineisto; Laboren laskelmat. Hajonta on yritysten välinen log-keskihajonta. Toimialat on ryhmitelty OECD:n T&K-intensiteettiin perustuvan toimialaluokituksen pohjalta (Galindo-Rueda & Verger 2016) korkean, keski-korkean, keski-matalan ja matalan teknologiatason ryhmiin. Luokituksen keskimmäinen (medium) ryhmä on yhdistetty keski-matalaan ryhmään.

Kuvio 7 tarjoaa historiallisen vertailutason työpaikkojen uudelleenkohdentumiselle toimialoilla, joilla tekoälyn käyttö on myöhemmin yleistynyt eri tavoin. Siinä on verrattu työpaikkojen niin sanottua ylimääräistä uudelleenkohdentumista eli samanaikaista työpaikkojen syntymistä ja häviämistä. Se tarkoittaa sellaisia

työpaikkojen lisäyksiä ja vähenemisiä, jotka ylittävät toimialaryhmän työllisyyden nettomuutoksen edellyttämän määrän, eli kun on tapahtunut samaan aikaan uusien työpaikkojen luontia toisissa ja työpaikkojen tuhoa toisissa yrityksissä.. Tässä tarkastellaan kahta toimialaryhmää erikseen. Tekoälytoimialoilla tarkoitetaan tässä niitä toimialoja, joilla tekoälyä käyttävien yritysten osuus on vuosien 2025–2026 Yhdysvaltain yrityskyselyn mukaan vähintään 25 prosenttia. Lisäksi tarkastelemme muita toimialoja.. Tekoälytoimialoihin kuuluvat muun muassa elektroniikka, ohjelmistot ja muu tietopalvelu, rahoitus ja vakuutus, asiantuntijapalvelut sekä tutkimus ja kehittäminen. Samaa jälkikäteen muodostettua toimialaluokitusta käytetään molempien maiden koko aikasarjaan. Se ei siis kuvaa tekoälyn käyttöä sarjojen varhaisempina vuosina.

Tekoälytoimialoilla työpaikkojen uudelleenkohdentuminen on ollut keskimäärin molemmissa maissa hieman muita toimialoja suurempaa, mutta ero vaihtelee vuosittain eikä jakson lopulla näy yhtenäistä kiihtymistä molemmissa maissa. Tasoissa maiden välillä on kuitenkin muutos: Yhdysvalloissa uudelleenkohdentuminen on vähentynyt pitkällä aikavälillä, kun taas Suomessa taso nousi 1990-luvun alun pohjista 2010-luvulle ja laski jälleen jakson lopulla. Maiden välinen ero kaventui etenkin 2010-luvulla. Suomen sarja päättyy vuoteen 2022 ja Yhdysvaltain vuoteen 2023, joten niiden perusteella ei voi arvioida viime vuosien generatiivisen tekoälyn yleistymisen vaikutuksia yritysrakenteisiin. Myöskään uudelleenkohdentumisen määrä ei yksin kerro sen vaikutuksesta tuottavuuteen. Aiemmissakin teknologisissa murroksissa mitatut tuottavuushyödyt ovat voineet näkyä viiveellä (Brynjolfsson, Rock & Syverson 2021). Kuvio tarjoaa lähtötason, johon tulevia kehityskulkuja voidaan verrata.

KUVIO 7. TYÖPAIKKOJEN UUDELLEENKOHDENTUMINEN JATKAVISSA TOIMIPAIKOISSA TEKOÄLYTOIMIALOILLA JA MUILLA TOIMIALOILLA, SUOMI JA YHDYSVALLAT, 1990–2023



Lähteet: Tilastokeskus (JWFLOW 1988–2022); U.S. Census Bureau, Business Dynamics Statistics 2023 ja Business Trends and Outlook Survey (11/2025–10/2026); Omat laskelmat. Kuvio näyttää ylimääräisen työpaikkojen uudelleenkohdentumisen (EJR) jatkavissa toimipaikoissa, % työllisyydestä: EJR = työpaikkojen syntymisaste + häviämisaste − |nettomuutos|, laskettu toimialaryhmän yhteenlasketuista työpaikkavirroista. Yrityssektorin 38 toimialaryhmästä tekoälytoimialoiksi luokitellaan ne, joissa tekoälyä käyttävien yritysten osuus on vähintään 25 % (U.S. Census Bureaun BTOS-peruskyselyn kahden viikon välein toistuva tekoälykysymys, 11/2025–10/2026); ne kattavat noin 19 % työllisyydestä molemmissa maissa. Suomen sarja päättyy vuoteen 2022 ja Yhdysvaltain vuoteen 2023. Tarkastelu ei kata avautuvia eikä lopettavia toimipaikkoja. Toimialaluokitus perustuu myöhempään tekoälyn käyttöön ja sitä sovelletaan takautuvasti koko aikasarjaan.

5 JOHTOPÄÄTÖKSET

Tässä analyysissä on hahmoteltu Suomen tilannekuvaa tekoälyn menestyksellisen käyttöönoton ketjussa: absorptiokyvystä ja kannusteista käyttöönottoon ja edelleen yritysten väliseen rakennemuutokseen. Kuva on monelta osin myönteinen. Suomalaisten yritysten digitaaliset valmiudet ja työvoiman tiedonkäsittelytaidot ovat Euroopan kärkeä, ja tekoäly on jo laajasti käytössä. Maavertailussa Suomen korkea käyttöaste on pitkälti linjassa osaamistason kanssa. Maiden väliset yhteydet eivät kuitenkaan osoita syy-seuraussuhteita, eivätkä käyttöasteet kerro saavutetuista tuottavuushyödyistä.

Analyysin myönteinen kuva koskee tekoälyn käyttöönoton edellytyksiä, ei toteutunutta talouskasvua. Suomen viime vuosien hidasta kasvua ja julkisen talouden velkaantumista ei selitä yritysten heikko digitalisaatio tai osaamisen puute vaan yritysten tuottavuuden heikko menneisyys. Yrityssektorin tuottavuus vajosi syvään kuoppaan vuosina 2009–2015 elektroniikka- ja metsäteollisuuden rakennemuutoksen seurauksena, ja julkisen talouden velkaantuminen seuraa pitkälti yrityssektorin tuottavuuskasvun hitaudesta (Maliranta 2024). Viime vuosina tähän ovat kasautuneet Venäjän-kaupan loppuminen, energian hinnan ja korkojen nousu, rakentamisen jyrkkä lasku sekä väestön ikääntyminen. Suomen talouden ongelmien syitä onkin syytä etsiä toisesta suunnasta kuin teknologian käyttöönoton edellytyksistä. Tämän analyysin havainnot tukevat Pinnan alta -kirjan (Maliranta 2024) johtopäätöstä, jonka mukaan Suomen pitkän aikavälin kasvukyky on perustekijöiltään kunnossa. Tekoälyn käyttöönotto ei korjaa menneisyyden tuottavuusvajetta, mutta se voi vahvistaa tulevaa tuottavuuskasvua, jos osaamisen uudistamiseen ja työn organisointiin panostetaan ja jos työmarkkinoiden dynamiikka antaa voimavarojen siirtyä tuottavampaan käyttöön.

Huomiota vaativat erityisesti työuran aikainen osaamisen ylläpito ja työn organisointi. Kurssimuotoisen henkilöstökoulutuksen kustannukset työllistä kohti olivat vuonna 2020 selvästi EU:n keskiarvoa pienemmät, ja ne olivat laskeneet jokaisella kyselykierroksella vuodesta 2010. Koetut osaamisvajeet ovat yleisiä, ja työllisten mahdollisuudet vaikuttaa työmenetelmiinsä ovat vähäisemmät kuin esimerkiksi Ruotsissa ja Saksassa. Havainnot herättävät kysymyksiä osaamisen ylläpidon riittävyydestä, vaikka ne eivät yksin osoita puutteita henkilöstökoulutuksessa. Aiemmissa teknologisissa murroksissa tuottavuushyödyt ovat edellyttäneet täydentäviä investointeja osaamiseen ja organisaatioon. Tekoälyn muuttamat tehtävät korostavat näiden investointien merkitystä. Siksi on aiheellista arvioida, ovatko yritysten ja työntekijöiden edellytykset ja kannusteet osaamisen uudistamiseen riittävät.

Nuorten asemaa koskevat tutkimustulokset vaihtelevat maiden ja tutkimusasetelmien välillä. Suomessa nuorten työllisyys ja ansiot eivät ole kehittyneet tekoälylle altteimmissa ammateissa heikommin kuin muissa ammateissa. Yhdysvaltain palkkahallintoaineistoon perustuvassa tutkimuksessa nuorten työllisyys on sen sijaan jäänyt näissä ammateissa jälkeen, joskin suhteellinen heikkeneminen alkoi jo ennen generatiivisen tekoälyn yleistymistä. Vaikutusten tulkintaa vaikeuttaa se, että tekoälyaltistus ja etätyökelpoisuus koskevat osin samoja ammatteja. Tekoälyn ja etätyön vaikutuksia nuorten osaamiseen ja työmarkkina-asemaan on siksi hyödyllistä tutkia rinnakkain. Suomen kattavat rekisteriaineistot tarjoavat tähän hyvät edellytykset, jos niihin voidaan yhdistää tietoa teknologian käytöstä ja työn organisoinnista.

Pidemmällä aikavälillä tekoälyn kasvuvaikutukset riippuvat myös yritysten välisestä rakennemuutoksesta. Tieto- ja viestintätekniikan aikakaudella yritysten väliset tuottavuuserot kasvoivat Suomessa eniten korkean teknologiatason toimialoilla. Tekoäly voi vastaavasti kasvattaa eroja sitä menestyksellisesti hyödyntävien ja muiden yritysten välillä. Tuottavuushyötyjä vahvistaa silloin se, että työvoima ja markkinaosuudet voivat siirtyä

tuottavampiin yrityksiin ja epäonnistuneet kokeilut voidaan purkaa kohtuullisin kustannuksin. Työmarkkinoiden dynamiikka tukee sekä yritysten sisäistä uudistumista että yritysten välistä uudelleenkohdentumista. Tässä esitetyt työpaikkavirtojen aikasarjat tarjoavat lähtötason, johon generatiivisen tekoälyn aikakauden kehitystä voidaan verrata uusien aineistojen valmistuttua. Seurannassa on tärkeää tarkastella työpaikkavirtojen määrän lisäksi sitä, siirtyvätkö voimavarat tuottavampaan käyttöön.

Kiitän kommenteista Maija Hovilaa, Ari Hyytistä, Antti Kauhasta, Maija Lyly-Yrjänäistä ja Teemu Roosia. Kirjoituksessa esitetyt näkemykset ja tulkinnat ovat kirjoittajan omia eivätkä välttämättä edusta Laboren kantaa. Artikkeli kytkeytyy työ- ja elinkeinoministeriön asettamaan selvitystyöhön tekoälyn vaikutuksista työelämään ja työmarkkinoihin.

LÄHTEET

Acemoglu, D. & Pischke, J.-S. (1999). Beyond Becker: Training in Imperfect Labour Markets. Economic Journal 109(453), F112–F142.

Acemoglu, D. & Restrepo, P. (2018). The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment. American Economic Review 108(6), 1488–1542.

Acemoglu, D. & Restrepo, P. (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. Journal of Economic Perspectives 33(2), 3–30.

Acemoglu, D. & Shimer, R. (1999). Efficient Unemployment Insurance. Journal of Political Economy 107(5), 893–928.

Acemoglu, D. & Shimer, R. (2000). Productivity Gains from Unemployment Insurance. European Economic Review 44(7), 1195–1224.

Aghion, P. & Howitt, P. (1992). A Model of Growth through Creative Destruction. Econometrica 60(2), 323–351.

Aghion, P., Antonin, C. & Bunel, S. (2021). The Power of Creative Destruction: Economic Upheaval and the Wealth of Nations. Harvard University Press.

Aghion, P., Bloom, N., Blundell, R., Griffith, R. & Howitt, P. (2005). Competition and Innovation: An Inverted-U Relationship. Quarterly Journal of Economics 120(2), 701–728.

Agrawal, A., McHale, J. & Oettl, A. (2019). Finding Needles in Haystacks: Artificial Intelligence and Recombinant Growth. Teoksessa Agrawal, A., Gans, J. & Goldfarb, A. (toim.), The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. Chicago: University of Chicago Press, 149–174.

Akcigit, U. & Stantcheva, S. (2020). Taxation and Innovation: What Do We Know? NBER Working Paper 27109. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research.

Autor, D. H. (2013). The ”Task Approach” to Labor Markets: An Overview. Journal for Labour Market Research 46(3), 185–199.

Autor, D., Chin, C., Salomons, A. & Seegmiller, B. (2024). New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018. Quarterly Journal of Economics 139(3), 1399–1465.

Autor, D. H., Levy, F. & Murnane, R. J. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. Quarterly Journal of Economics 118(4), 1279–1333.

Barrero, J. M., Bloom, N. & Davis, S. J. (2023). The Evolution of Work from Home. Journal of Economic Perspectives 37(4), 23–50.

Bartelsman, E. J. & Doms, M. (2000). Understanding Productivity: Lessons from Longitudinal Microdata. Journal of Economic Literature 38(3), 569–594.

Bartelsman, E. J., Gautier, P. A. & de Wind, J. (2016). Employment Protection, Technology Choice, and Worker Allocation. International Economic Review 57(3), 787–826.

Bloom, N. & Van Reenen, J. (2007). Measuring and Explaining Management Practices Across Firms and Countries. Quarterly Journal of Economics 122(4), 1351–1408.

Bloom, N., Van Reenen, J. & Williams, H. (2019). A Toolkit of Policies to Promote Innovation. Journal of Economic Perspectives 33(3), 163–184.

Bresnahan, T. F., Brynjolfsson, E. & Hitt, L. M. (2002). Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence. Quarterly Journal of Economics 117(1), 339–376.

Brynjolfsson, E., Chandar, B. & Chen, R. (2026). Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence. Stanford Digital Economy Lab, työpaperi, elokuu 2026.

Brynjolfsson, E., Li, D. & Raymond, L. (2025). Generative AI at Work. Quarterly Journal of Economics 140(2), 889–942.

Brynjolfsson, E., Rock, D. & Syverson, C. (2021). The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies. American Economic Journal: Macroeconomics 13(1), 333–372.

Cockburn, I. M., Henderson, R. & Stern, S. (2019). The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis. Teoksessa Agrawal, A., Gans, J. & Goldfarb, A. (toim.), The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. Chicago: University of Chicago Press, 115–146.

Cohen, W. M. & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation. Administrative Science Quarterly 35(1), 128–152.

Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. & Rock, D. (2024). GPTs are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs. Science 384(6702), 1306–1308.

Emanuel, N., Harrington, E. & Pallais, A. (2026). The Power of Proximity to Coworkers. Quarterly Journal of Economics 141(3), 1825–1870. https://doi.org/10.1093/qje/qjag027

Eurofound (2026). European Working Conditions Survey 2024, Data Explorer. Dublin: Eurofound. https://www.eurofound.europa.eu/en/surveys/data-explorer

Eurostat (2026). Digital intensity by size class of enterprise (isoc_e_dii); Individuals' level of digital skills (isoc_sk_dskl_i21); Cost of CVT courses per person employed (trng_cvt_17s), Continuing Vocational Training Survey; Use of artificial intelligence by individuals (isoc_ai_iaiu) and enterprises (isoc_eb_ai); Job-to-job transitions, experimental statistics (lfsi_long_e07); Employed persons working from home as a percentage of the total employment (lfsa_ehomp).

Fornaro, P. & Maliranta, M. (2026a). Luova tuho, kannattavuus ja kustannuskilpailukyky: näyttöä Suomesta. Kansantaloudellinen aikakauskirja 122(3), 256–289.

Fornaro, P. & Maliranta, M. (2026b). Nuorten palkkapolut ja yritysten uudistuminen. Talous & Yhteiskunta 3/2026. https://labore.fi/wp-content/uploads/2026/10/Talous-ja-Yhteiskunta-32026.pdf

Galindo-Rueda, F. & Verger, F. (2016). OECD Taxonomy of Economic Activities Based on R&D Intensity. OECD Science, Technology and Industry Working Papers 2016/04. Paris: OECD Publishing

Hyytinen, A. (2025). Mitä tekoäly ja sen kehitys merkitsevät taloudelle ja tutkimukselle? Muutamia näkemyksiä ja joitakin arvauksia. Kansantaloudellinen aikakauskirja 121(3), 258–275.

Hyytinen, A. (2026). How Does Artificial Intelligence Transform How Research Is Done? Teoksessa Sphinx: Suomen Tiedeseuran vuosikirja 2025–2026. Helsinki: Societas Scientiarum Fennica. https://edition.fi/societasscientiarum/catalog/view/2019/2470/8279

Hyytinen, A., & Maliranta, M. (2013). Firm lifecycles and evolution of industry productivity. Research Policy, 42(5), 1080-1098.

Ide, E. & Talamàs, E. (2025). Artificial Intelligence in the Knowledge Economy. Journal of Political Economy 133(12), 3762–3800.

Kauhanen, A. & Rouvinen, P. (2026a). AI Has Not Impacted the Youth Labor Market in Finland. ETLA Working Papers 135.

Kauhanen, A. & Rouvinen, P. (2026b). Tekoälymurros pikemminkin lisää kuin vähentää ihmistyötä. ETLA Muistio 187.

Lambert, P. J. & Schindler, Y. (2026). The Broken Ladder: AI, Remote Work, and Early-Career Hiring. Warwick Economics Research Papers 1615.

Maliranta, M. & Ohlsbom, R. (2017). Suomen tehdasteollisuuden johtamiskäytäntöjen laatu. ETLA Raportit 73.

Maliranta, M. (2024). Pinnan alta: Miksi edessämme on vahvan talouskasvun aika. Jyväskylä: Docendo.

Maliranta, M. (2026). Palkkamaltti paikkaa, uudistuminen kantaa. Kansantaloudellinen aikakauskirja 122(3), 326–334.

OECD (2024). Do Adults Have the Skills They Need to Thrive in a Changing World? Survey of Adult Skills 2023. OECD Skills Studies. Paris: OECD Publishing.

OECD (2025). Trends in Adult Learning: New Data from the 2023 Survey of Adult Skills. Getting Skills Right. Paris: OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/ec0624a6-en

Stevenson, B. & Wolfers, J. (2013). Subjective Well-Being and Income: Is There Any Evidence of Satiation? American Economic Review 103(3), 598–604.

Teichgraeber, A. & Van Reenen, J. (2022). A Policy Toolkit to Increase Research and Innovation in the European Union. CEP Discussion Paper 1832. London: Centre for Economic Performance, LSE.

Tilastokeskus (2026). Yhdistetty työntekijä–työnantaja-aineisto, työpaikka- ja työntekijävirrat (JWFLOW 1988–2022). Laboren laskelmat.

U.S. Census Bureau (2023, 2026). Business Dynamics Statistics 2023; Business Trends and Outlook Survey (BTOS), tekoälyn käyttö, 11/2025–10/2026.

Webb, M. (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. SSRN Working Paper 3482150.

World Bank (2026). Enterprise Surveys: Management Practices. Washington, DC: World Bank. https://www.enterprisesurveys.org/en/data/exploretopics/management-practices (haettu 27.10.2026).



Työn ja talouden tutkimus LABORE
eli Labore (ent. Palkansaajien tutkimuslaitos) on vuonna 1971 perustettu itsenäinen taloudellinen tutkimuslaitos, jossa tehdään tieteen kansainväliset laatukriteerit täyttävää soveltavaa taloustieteellistä tutkimusta. Tutkimuksen painopistealueet ovat työn ja koulutuksen taloustiede, julkistaloustiede sekä makrotaloustiede.

Työn ja talouden tutkimus LABORE
Arkadiankatu 7 (Economicum)
00100 Helsinki
Puh. +358 40 940 1940
labore.fi