

Tekoäly ja sen tuottavuusvaikutukset

Elsi Etelävuori, harjoittelija, VM

22.8.2023

Tiivistelmä

Katsaus tarkastelee tekoälyn määritelmää ja tuottavuusvaikutuksia useiden tutkimuspaperien ja raporttien avulla.

Tekoälyn tuottavuusvaikutukset näyttävät vaihtelevan ammattien välillä. Erityisesti toimistotyötä vaativat ammatit kuten perinnöllisyysneuvontaan ja finanssialaan liittyvät ammatit sekä aktuaarit altistuvat eniten tekoälylle. Vähiten tekoälylle altistuvat useat ruumiillista työtä vaativat ammatit kuten tanssija ja personal trainer. Aloista eniten tekoälylle altistuvat rahoitus-, kirjanpito- ja vakuutusala ja vähiten muun muassa rakennusala.

Aiemman kirjallisuuden perusteella tekoäly tuo tuottavuushyötyjä sekä yritystasolla että työntekijä-tasolla. Tekoälypatentin omistaminen yrityksessä on positiivisesti korreloitunut myynnin kokonaisarvon, arvonlisäyksen ja kokonaistuottavuuden kasvun kanssa. Generatiivisen tekoälyn avulla voidaan puolestaan vähentää työntekijöiden tehtävään käytettyä aikaa sekä parantaa työtehtävien laatua ja onnistumisprosenttia.

Tekoälyn tuomat tuottavuuteen liittyvät haasteet perustuvat pääosin tuottavuusparadoksiin, jossa tekoälyn tuottavuusvaikutukset eivät siirry tuottavuustilastoihin. Tätä voi selittää muun muassa liialliset uskomukset tuottavuusvaikutuksista, tuottavuuden mittaaminen väärin, tuottavuusvaikutusten jakautuminen epätasaisesti sekä implementoinnin ja uudelleenjärjestelyjen viiveet. Tekoäly voi teoreettisesti tuoda mukanaan myös muita taloudellisia haittoja kuten tekoälyn mahdollistama liiallisuusiin menevä automaatio, joka voi vähentää työllisyyttä.

1 Johdanto

Tekoäly on ollut olemassa noin kahden kymmenen vuoden ajan, kun taas ensimmäinen robotti on esitelty jo vuonna 1961 (Gordon, 2018). Tekoäly on kuitenkin vasta viimeisten vuosien aikana alkanut kehittyä nopeasti. Tekoälyllä nähdään olevan potentiaalia muuttaa taloutta ennennäkemättömällä tavalla. Esimerkiksi Googlen CEO Sundar Pichai on pitänyt tekoälyä jopa merkittävämpänä keksintönä kuin tulen tai sähkön keksimistä (Acemoglu & Johnson, 2023). On kuitenkin liian aikaista arvioida, miten tekoäly vaikuttaa tuottavuuteen. Tässä lähin analogia lienee tietokoneiden ja informaatioteknologian vallankumous 1980-luvulla, joka ei ole ainakaan vielä näyttäytynyt merkittävänä tuottavuuskasvuna (Petropoulos, 2019). Lisäksi ei ole varmaa, miten tekoäly vaikuttaa esimerkiksi työn kysyntään ja työntekijöiden palkkaan sekä laajemmin yhteiskuntaan, mikä voi aiheuttaa haasteita päättäjille monesta näkökulmasta kuten tulonjako, yksityisyydensuoja ja tekijänoikeudet (Acemoglu & Johnson, 2023).

Tekoälyn hyödyntäminen on myös yritysten sisällä viime vuosina ollut nopeassa kasvussa. McKinseyn (2022) mukaan noin 50–60 prosenttia yrityksistä on ottanut tekoälyn osaksi liiketoimintaansa viimeisen parin vuoden aikana. Tämä on noin kaksi ja puoli kertaa suurempi osuus kuin vuonna 2017, jolloin vain noin 20 prosenttia organisaatioista hyödynsi tekoälyä osana liiketoimintaansa. Tekoälyä hyödyntävien yritysten osuuden kasvun lisäksi myös tekoälyn toimintojen määrä yritysten sisällä on lähes kaksinkertaistunut vuosina 2018–2022 1,9 toiminnosta 3,7 sovellukseen. Yleisimpiä tekoälyn toimintoja yritysten keskuudessa ovat robotit, konenäkö, luonnollisen kielen ymmärtäminen ja chattibotit. Tekoälyn käyttöönoton yleistyessä myös tekoälyyn suuntautuneet investoinnit ovat kasvaneet. McKinseyn mukaan vuonna 2018 40 prosenttia yrityksistä ilmoittivat IT-budjetista yli viiden prosentin menevän tekoälyyn, mutta vuonna 2022 prosentti oli noussut jo 52 prosenttiin. UBS-pankin tutkimuksen mukaan ChatGPT saavutti 100 miljoonan kuukausittaisen aktiivisen käyttäjän kahdessa kuukaudessa tammikuussa 2023, minkä myötä siitä tuli nopeimmin kasvanut kuluttajille suunnattu applikaatio (Hu, 2023). Tekoälyn kasvu on siis ollut nopeaa, mikä on tuonut mukanaan haasteita erityisesti yksityisyyteen ja tekijänoikeuksiin liittyvissä kysymyksissä. Muun muassa huhtikuussa 2023 Italia ensimmäisenä länsimaana joutui hieman alle kuukaudeksi kieltämään ChatGPT:n, kun tämä ei kyennyt tarkistamaan, että sovellukselle asetettua 13 vuoden ikärajoitusta noudatetaan. Monet asiantuntijat kuuluttavatkin uusien sääntelyiden perään tekoälyn laajojen vaikutusten hallitsemiseksi. (Pollina & Mukherjee, 2023)

Tekoälyä pidetään potentiaalisena tuottavuuskasvun edistäjänä, joka vastaisi pitkään jatkuneeseen tuottavuuskasvun hidastumiseen kehittyneissä maissa kuten Suomessa. Ennen finanssikriisiä työn tuottavuus ja kokonaistuottavuus kasvoivat Suomessa enimmillään 1990-luvun laman jälkeen 7-8 prosenttia vuosittain. Finanssikriisin jälkeen tuottavuuskasvu on heikkoa tuottavuuden kasvaessa parhaimmillaan noin 3-4 prosenttia. Viime vuosina tuottavuuskasvu on pyörinyt lähellä nolaa prosenttia. (Kansantalouden tuottavuusmittarit, 2023) Goldman Sachs (2023) mukaan uutta tuottava eli generatiivinen tekoäly voisi potentiaalisesti nostaa globaalia bruttokansantuotetta 7 prosentilla, joka vastaa artikkelin julkaisuhetkellä melkein 7000 miljardia euroa. Goldman Sachs arvioi, että tuottavuuskasvu voisi puolestaan kymmenen vuoden aikana nousta parhaimmillaan noin 1,5 prosenttiyksikköä.

Tekoälyllä ja tuottavuuskasvulla vaikuttaisi olevan potentiaalisesti yhteys, jota tutkitaan tässä kirjallisuuskatsauksessa. Kirjallisuuskatsauksen pääkysymyksenä on ”Miten tekoäly vaikuttaa tuottavuuteen?”. Pääkysymyksen tukena on tarkentavia alakysymyksiä, joiden avulla tekoälyn ja tuottavuuskasvun yhteyttä syvennetään entisestään. Kirjallisuuskatsauksen alakysymykset ovat ”Miten tekoäly määritellään?”, ”Kuinka voimakkaasti tekoäly vaikuttaa tuottavuuteen?” ja ”Voiko tekoälystä olla haittaa talouden tai tuottavuuden näkökulmasta?”.

Johtopäätöksensä kirjallisuuskatsauksessa päädytään siihen, että tekoäly näyttää tuovan selkeitä tuottavuushyötyjä. Alderuccin ym. (2019) mukaan tekoälypatentin omistaminen yrityksessä nostaa teollisuusyritysten myynnin kokonaisarvoa 8,36 prosentilla, arvonlisäystä 8,9 prosentilla ja kokonaistuottavuutta 7 prosentilla. Noyn ja Zhangin (2023) tutkimuksessa ChatGPT:n hyödyntäminen työtehtävissä laski tehtäviin käytettyä aikaa 0,83 keskihajonnan verran ja nosti työtehtävien laatua 0,45 keskihajonnan verran. Brynjolfssonin ym. (2023) tutkimuksessa asiakaspalvelijoiden onnistuneiden keskusteluiden määrää tunnissa pystyttiin parantamaan generatiivisen tekoälytyökalun avulla 13,8 prosenttia. Tekoälyn hyödyntämisellä voi kuitenkin olla myös negatiivisia seurauksia. Katsauksessa läpikäytyt teoreettiset haitat liittyvät liiallisen automaation aiheuttamaan työn tulo-osuuden vähenemiseen, automaation ja uusien työpaikkojen luomisen epätasapainoon, nettotuotannon vähenemiseen ja työntekijöiden ylijäämän valumiseen työnantajille (Acemoglu, 2021). Tekoäly saattaa myös kärsiä tuottavuusparadoksista, minkä takia sen tuomat tuottavuushyödyt eivät siirry tuottavuustilastoihin (Brynjolfsson ym. 2019).

Kirjallisuuskatsaus on jäsennetty seuraavasti: toisessa luvussa keskitytään tekoälyn määritelmään ja pohditaan aiempaa kirjallisuutta hyödyntäen, voiko tekoälyn määritellä yleiskäyttöiseksi teknologiaksi. Kolmannessa luvussa tarkastellaan tekoälyn tuottavuusvaikutusten mittaluokkaa ja mitä kanavia pitkin tekoäly voi vaikuttaa tuottavuuteen. Neljännessä luvussa tutustutaan kirjallisuuteen, joka tutkii tekoälyn vaikutuksia ammatteihin ja aloihin. Viidennessä luvussa tarkastellaan kriittisesti mahdollisia tekoälyn tuomia haasteita ja sitä, voiko tekoälyllä olla tuottavuutta tai yleisesti taloutta hidastavia piirteitä. Kuudennessa luvussa tutkimuskirjallisuuden tulokset vedetään yhteen.

2 Tekoäly terminä

Tässä luvussa tutustutaan tekoälyn määritelmään. Tekoäly on kirjallisuuskatsauksen seuraavien luvujen, mutta myös yleisesti tekoälyyn liittyvän keskustelun kannalta tärkeä käsite. Ensimmäisessä alaluvussa tutustutaan tekoälyn määritelmään ja toisessa alaluvussa puolestaan pohditaan sitä, voiko tekoälyn määritellä yleiskäyttöiseksi teknologiaksi joko sen nykyisillä toiminnoilla tai mahdollisesti tulevaisuudessa.

2.1 Tekoälyn määritelmä

Tekoälyn (*Artificial Intelligence*, lyh. AI) alkuperäisenä määritelmänä pidetään John McCarthyn määritelmää vuodelta 1955, jonka mukaan tekoäly on älykkäiden koneiden tekemisen tiede ja tekniikka (Manning, 2020). Määritelmä on kuitenkin kehittynyt alkuperäisestä, mikä tulee esille muun muassa Euroopan Parlamentin (2023) määritelmässä, jossa tekoälyllä viitataan *koneen kykyyn käyttää perinteisesti ihmisen älyyn liitettyjä taitoja, kuten päättelyä, oppimista, suunnittelemista tai luomista*. Boucherin (2020) määritelmän mukaan tekoäly puolestaan viittaa järjestelmään, joka osoittaa älykstä käytöstä analysoimalla ympäristöään ja toimimalla joissain määrin autonomisesti saavuttaakseen tietyt tavoitteensa. Kuten voimme huomata, tekoälyn voi määritellä monella tavalla. Tämä perustuu siihen, että myös älykkyyden määritelmä itsessään on jo moninainen. Yhteistä näillä määritelmillä on kuitenkin se, että niissä ei erikseen rajoiteta tapoja, joilla tekoäly saavuttaa älykkyytensä.

Erään määritelmän mukaan tekoälyn voi jakaa ohjelmistoihin ja niin sanottuun ruumiillistettuun tekoälyyn. Ohjelmistoilla viitataan esimerkiksi virtuaalisiin avustajiin ja erilaisiin hakukoneisiin. Ruumiillistettua tekoälyä puolestaan edustavat esimerkiksi robotit ja itseohjautuvat autot. (Euroopan parlamentti, 2023) Boucher (2020) puolestaan jakaa tekoälyyn keskeisesti liittyvät tekniikat ja termit kronologisen järjestyksen mukaan kolmeen ryhmään. Kaksi ensimmäistä ryhmää edustavat kapeaa eli heikkoa tekoälyä, jota tekoäly tällä hetkellä edustaa, kun taas tulevaisuuden tekoälyä kutsutaan yleiseksi tai vahvaksi tekoälyksi. Kapea tekoäly kykenee olemaan älykäs ainoastaan yhdessä

tietyissä tehtävissä kuten puhe- tai kasvojen tunnistus, kun taas yleinen tekoäly laajentaa älykkyytensä koskemaan isompia kokonaisuuksia pelkkien yksittäisten tehtävien sijaan. Symbolinen tekoäly edustaa tekoälyn ensimmäistä aaltoa. Symbolisessa tekoälyssä ongelmien selvittäminen perustuu symboliseen perusteluun tai sääntöihin eli esimerkiksi, jos $X=Y$ ja $Y=Z$ niin $X=Z$. Symbolista tekoälyä edustavia lähestymistapoja ovat muun muassa asiantuntijajärjestelmät ja sumea logiikka. Asiantuntijajärjestelmät viittaavat systeemeihin, joissa ihmiset päättävät selkeät askeleet eli algoritmit toiminnoille, joita kone seuraa tarkasti päättäkseen, miten toimia älykkäästi annetussa tilanteessa. Sumea logiikka eroaa asiantuntijajärjestelmistä siten, että asiantuntijajärjestelmissä on selkeä vastaus jokaiselle muuttujalle, eli joko muuttuja on totta tai ei. Sumea logiikassa muuttuja saa arvon nollan ja yhden väliltä. (Boucher, 2020)

Tekoälyn toinen aalto perustuu koneoppimiseen ja datapohjaiseen tekoälyyn. Koneoppimisen avulla pystytään automatisoimaan algoritmien oppimisprosessit. (Boucher, 2020) Koneoppimisen avulla ohjelmat pystyvät itse parantamaan esimerkiksi tietämystään, ajatteluaan ja toimintojaan datan tai kokemuksen perusteella. Koneoppimista on neljä eri mallia: valvottu, valvomaton, vahvistava ja puoli-ohjattu oppiminen. Valvotussa oppimisessa kone oppii ihmisten antamien esimerkkien ja nimitysten avulla. Ihminen voi esimerkiksi antaa koneelle kuvan koirasta, joka on tietyn rotuinen ja opettaa tätä kautta koneen tunnistamaan koirarodun myös muissa tilanteissa. Valvomaton oppiminen ei sisällä samanlaisia esimerkkejä ja nimityksiä, vaan tällöin kone alkaa vähitellen itse tunnistaa uusia sanoja ja erilaisia yhteyksiä, joiden perusteella se pystyy itse tekemään tulkintoja tehtävistä, vaikka ihminen ei olisi näitä koneelle opettanutkaan. (Manning, 2020) Vahvistava oppiminen puolestaan tarkoittaa sitä, että algoritmi kehittää itse toimenpiteiden sarjan erilaisia tilanteita varten yrityksen ja erehdytyksen kautta (Boucher, 2020). Puoli-ohjattu oppiminen on valvotun ja valvomattoman koneoppimismallin sekoitus. Puoli-ohjatussa oppimisessa tunnistamattomaan tietojoukkoon lisätään vähän merkittäviä tietoja, mikä parantaa koneen oppimistarkkuutta- ja nopeutta (SAP, s.a.).

Datapohjainen tekoäly liittyy keskeisesti koneoppimiseen, sillä koneoppimisessa algoritmi yleensä parantaa itse itseään harjoittelemalla datan avulla. Koneoppimiseen kuuluu useita eri tekniikoita, joiden käyttötarkoitukset eroavat toisistaan. Yksi koneoppimisen tekniikoista on syväoppivat teolliset neuroverkot. Syväoppivia neuroverkkoja pidetään tämän hetken menestyneimpänä koneoppimisen muotona. Neuroverkkojen toiminta muistuttaa ihmisivojen hierarkkisesti järjestäytyneitä neuroneja. Neuroverkkojen käsittelyssä oleva data siirretään panostasolle, minkä jälkeen neuroverkot luovat vastauksen tuotostasolla. Näiden tasojen välillä on yksi tai useita piilotettuja tasoa. Syväoppimiseksi kutsutaan niiden neuroverkkojen käyttöä, joissa prosessissa on ainakin kaksi piilotettua tasoa useine neuroneineen. Mitä enemmän tasoa, sitä pienemmiksi osiksi neuroverkot pystyvät jakamaan ongelman, ja sitä paremmin neuroverkot voivat luoda abstrakteja käsityksiä ongelmista. (Boucher, 2020)

Neuroverkkoihin liittyvät keskeisesti kirjallisuuskatsauksen seuraavissa luvuissa esiintyvät suuret kielimallit. Suurilla kielimalleilla tarkoitetaan suuria syväoppimismalleja, jossa parametreja on ainakin 10^{11} . Suuria kielimalleja koulutetaan isolla datamäärällä, jota voidaan hyödyntää eri tilanteissa hienosäädön kautta. Suuresta kielimallista voi esimerkiksi hienosäädön avulla kehittää chatbotin, joka onkin yksi tunnetuimmista suurten kielimallien muodoista. (Rotman, 2023). Tällaisia chatbotteja tai keskustelurobotteja ovat esimerkiksi OpenAI:n alun perin vuonna 2022 julkaissut ChatGPT. Tekoälyyn liittyvässä keskustelussa puhutaan usein myös generatiivisesta tekoälystä, joka on yksi heikon tekoälyn osista. Generatiivisella tekoälyllä viitataan tekoälyohjelmistoihin, jotka osaavat kommunikoida luonnollisella kielellä ihmisen kanssa ja tuottaa ihmisen pyynnöstä uutta sisältöä kuten kuvia tai tekstejä. Generatiivisesta tekoälystä hyvänä esimerkkinä toimii juuri edellä mainittu ChatGPT. (Heinäsenaho ym. 2023)

Kolmas aalto käsittää tekoälyn tulevat mahdolliset aallot. Ensimmäinen ja toinen aalto edustavat kapeaa tai heikko tekoälyä, koska vaikka ne kykenevät älykkäisiin toimintoihin, niiden toiminta keskittyy kuitenkin tiettyihin tehtäviin. Kolmatta tulevaa aaltoa pidetään enemmän yleisen tai vahvan tekoälyn kautena. Yleistä tai vahvaa tekoälyä ei ole vielä nykyisellä teknologialla saatu kehitettyä, mutta sen on arveltu olevan ihmisen älykkyyden kaltaista älykkyyttä. Siinä vaiheessa, kun tekoäly ylittää ihmisen älykkyyden, voidaan puolestaan puhua tekoälyn superälykkyydestä. (Boucher, 2020)

2.2 Tekoäly yleiskäyttöisenä teknologiana

Yleiskäyttöinen teknologia viittaa teknologiaan, joka on monipuolisesti sovellettavissa eri aloilla ja tehtävissä, eikä se ole rajoitettu tiettyyn tarkoitukseen tai sovellukseen. Yleiskäyttöisistä teknologioista esimerkkinä toimivat höyry, sähkö, puolijohteet, tietokoneet sekä tieto- ja viestintäteknologia (Hyytinen, 2018). Yleiskäyttöisillä teknologialla on potentiaalisesti suuria taloudellisia vaikutuksia niiden merkittävien skaalaetujen vuoksi (Bresnahan & Trajtenberg, 1995).

Tekoälyä pidetään yleisesti ottaen yleiskäyttöisenä teknologiana, mutta sen tulkinta ja määrittely yleiskäyttöisenä teknologiana vaihtelee huomattavasti tutkimusten välillä. Tutkimuskirjallisuudessa tekoälyä pidetään yleisesti vähintäänkin mahdollisena uutena yleiskäyttöisenä teknologiana. Kirjallisuudessa tarkastellaan esimerkiksi sitä, onko tekoälyllä potentiaalia olla tulevaisuudessa yleiskäyttöinen teknologia tai miten tekoälyn tulisi kehittyä, että sen voisi määritellä yleiskäyttöiseksi teknologiaksi (Goldfarb, 2023).

Hyytinen (2018) tunnistaa tekoälystä, ja erityisesti koneoppimisesta, yleiskäyttöisen teknologian piirteitä, mutta ei kuitenkaan totea suoraan tekoälyn olevan nykyisillä toiminnoillaan yleiskäyttöinen teknologia. Hän määrittelee yleiskäyttöiselle teknologialle kolme tunnusmerkkiä, joita ovat useat sovelluskohteet eri toimialoilla, teknologian kehityksen laajempi kiihdyttäminen ja pitkään jatkuva edelleen kehittäminen laajan leviämisen jälkeenkin. Koneoppimisella nämä kaikki yleiskäyttöisen teknologian piirteet täyttyvät jotenkin, mutta Hyytinen on kuitenkin hieman varautunut tulkinnoissaan. Hän pitää muun muassa todennäköisenä sitä, että koneoppiminen on nopeuttanut teknologista kehitystä eri talouden osa-alueilla, mutta tästä ei ole vielä saatavilla niin tarkkaa tutkimustietoa, että siitä uskaltaisi tehdä laajempia tulkintoja.

Goldfarb, Taska ja Teodoridis (2023) päätyvät siihen, että koneoppiminen on todennäköisesti tulevaisuuden yleiskäyttöinen teknologia, tosin todennäköisesti osana isompaa teknologiaryhmää. Goldfarbin ym. mukaan yleiskäyttöisen teknologian tunnusmerkit eroavat osittain Hyytisen (2018) määrittelemistä tunnusmerkeistä, joten tunnusmerkit eivät vaikuta olevan täysin vakiintuneita. Goldfarbin ym. mukaan yleiskäyttöinen teknologia on määritelty niin, että teknologian tulee olla laajasti käytetty, potentiaalinen innovoinnille ja uusi innovaatio useassa teollisuudessa ollakseen yleiskäyttöinen. Täytyy kuitenkin huomioida, että monella mahdollistava teknologialla voi olla piirteitä näistä kaikista tunnusmerkeistä, mutta ollakseen yleiskäyttöisiä teknologioita, tulee niiden olla laajemmin levittäytyneitä.

Goldfarbin ym. (2023) luomassa kehikossa voidaan tutkia suhteellista todennäköisyyttä sille, voiko mahdollistavasta teknologiasta tulla yleiskäyttöinen teknologia. Kehikko perustuu verkossa olevaan työpaikkailmoitusdataan, jonka perusteella rakennetaan kolme erilaista muuttujaa edellä mainittujen tunnusmerkkien mittaamiseksi. Laajaa levinneisyyttä mitataan jakauman ominaisuuksia kuvaavilla 3-numeroiseen NAICSiin (*North American Industry Classification System*) perustuvilla Gini-kertoimilla. Gini-kertoimen lisäksi Goldfarb ym. esittävät markkinoiden keskittymistä kuvaavan Hirschman-Herfindahlin-indeksin (lyh. HHI) ja kumulatiivista jakaumaa kuvaava GE-indeksin (*Generalized Entropy*) vaihtoehtoisina mittareina levinneisyydelle. Goldfarb ym. mittaavat innovoinnin

potentiaalia avoinna olevien tutkijatyöpaikkojen määrällä, joissa tarvitaan tietyn teknologian taitoja, sillä tutkijoita tarvitaan teknologian jatkuvaan kehitykseen. Tämä mitta on tosin hieman karkeasti perusteltu, sillä tutkimukseen liittyvät tehtävät eivät aina vaikuta suoraan innovaatiotoimintaan. Goldfarb ym. tarkastelevat myös tutkittavien teknologioiden käyttöä eri sektoreilla. Tämä mittaa innovaation määrää eri teollisuuden aloilla. Tekijät käyttävät myös tässä mittarina vastaavaa Gini-kerrointa kuin levinneisyyttä mitattaessa GE- ja HHI –indeksi vaihtoehtoisina mittoina. Tutkimuksessa käytetään Burning Glass Technologiesin aineistoa vuosilta 2000–2019. Työpaikkailmoitukset liittyvät 21 teknologiaan kuten koneoppiminen, luonnollisen kielen prosessointi, big data, datan louhintu, datatiede ja robotiikka. Työpaikkailmoitus edustaa tiettyä teknologiaa, mikäli ilmoituksessa mainitaan ainakin yksi teknologiaa edustava taitovaatimus. Työpaikkailmoitus voi edustaa useampaa teknologiaa, jos taitovaatimukset edustavat useampaa teknologiaa.

Goldfarb ym. havaitsivat, että liiketoimintatiedon hyödyntäminen, datan louhintu ja televiestintä ovat eniten levinneitä teknologioita. Sen sijaan robotiikka oli viidenneksi ja koneoppiminen yhdeksänneksi levinnein teknologian ala. Innovaation potentiaalinen perusteella datatieteessä ja koneoppimisessa on eniten tutkimukseen liittyviä vapaita työpaikkoja. Datalouhintu, datatiede, liiketoimintatiedon hyödyntäminen ja koneoppiminen ovat sen sijaan laajimmin käytössä eri sektoreilla. Kun kaikille teknologioille annetaan aikaisempien tulosten perusteella suhteellinen sijoitus, vaikuttaa siltä, että datalouhintu, datatiede, liiketoimintatiedon hyödyntäminen ja koneoppiminen todennäköisimmin kehittyvät yleiskäyttöisiksi teknologioiksi. Myös robotiikka menestyi suhteellisen hyvin ollessaan sijoitukseltaan seitsemäs. Luonnollisen kielen prosessointi sijoittui yhdeksänneksi. Goldfarb ym. tutkivat lisäksi, ovatko parhaiten menestyneet teknologiat yksinään vai jonkinlaisena ryhmänä todennäköisempiä kehittymään yleiskäyttöisiksi teknologioiksi. Teknologioiden päällekkäisyyttä tutkitaan sekä vuoden 2010 että vuoden 2019 työpaikkailmoitusten perusteella. Päällekkäisyydellä viitataan siihen, että tietyn teknologian työpaikkailmoituksessa on myös mainittu toinen teknologia. Goldfarb ym. löytävät vahvimman päällekkäisyyden koneoppimisen, liiketoimintatiedon hyödyntämisen, big datan, datalouhinnan, datatieteen ja luonnollisen kielen prosessoinnin väliltä. Vuoden 2019 datassa esimerkiksi 36 prosenttia datatieteeseen liittyvistä työpaikkailmoituksista mainitsi myös koneoppimisen. Goldfarbin ym. mukaan nämä teknologiat edustavat todennäköisemmin yleiskäyttöistä teknologiaa yhdessä kuin erikseen. Tutkimusten perusteella vaikuttaa siis siltä, että tekoäly on kehittymässä kohti yleiskäyttöistä teknologiaa.

Tekoälyn kehittyessä suureksi ja vaikuttavaksi teknologiaksi, ei voi myöskään estyä sen tuomalta taloudelliselta häiriöltä, josta osa hyötyy ja osa kärsii. Trajtenberg (2018) pohtii seurauksia tekoälyn potentiaalista kehittyä yleiskäyttöiseksi teknologiaksi ja tarjoaa keinoja, joiden avulla voidaan estää tekoälyn tuoman sekasorron esiintyminen ja puolestaan vahvistaa sen tuomia hyötyjä. Teknologian kehittymisestä yleiskäyttöiseksi teknologiaksi hyötyvät pääosin ne, joiden toiminta liittyy keskeisesti teknologian, kuten tekoälyn, kehittymiseen ja hyödyntämiseen. Näiden tekninen tietotaitu tukeutuu vahvasti yleiskäyttöiseksi teknologiaksi kehittyvään teknologiaan. Tilanteessa kärsivät puolestaan ne, joiden toiminta ei voi suoraan hyötyä uuden yleiskäyttöisen teknologian kehittymisestä. Häviäjiä ovat myös ne, joiden liiketoiminta vaatisi suuria muutoksia, kuten irtisanomisia, jotta teknologia voidaan ottaa käyttöön.

Trajtenbergin mukaan teknologinen muutos aiheuttaa aina häiriötä, jolla hän viittaa Schumpeterin termiin *luova tuho*. Tällöin vanhoja ammatteja ja aloja poistuu uusien tuottavampien tieltä. Tekoäly voi tosin mennä vielä pidemmälle ja sen sijaan, että se luo uusia ammatteja ja aloja, se saattaaakin pääosin korvata ihmisten työtehtäviä. Tekoälyn uskotaan korvaavan enemmän työpaikkoja kuin aiemmat yleiskäyttöiset teknologiat ovat korvanneet. Toisaalta sen ei myöskään uskota välttämättä luovan yhtä paljon uusia työpaikkoja kuin aiemmat yleiskäyttöiset teknologiat, jolloin menetetyille työpaikoille ei syntyisi riittävästi vastapainoa. Samaan aikaan, kun tekoäly mahdollisesti korvaa

suurenkin osan työpaikoista, syntyvyys pysyy matalalla ja elinajanodote pitenee, jolloin huoltosuhte kasvaa ja eläkeikä kasvaa. Täten irtisanomisen seuraukset sekä yksilölle että yhteiskunnalle kasvavat entisestään.

Työmarkkinavaikutusten lisäksi Trajtenbergin mukaan tulee huomioida myös odotusten demokratisointi (käännös englannin kielen termistä *democratization of expectations*), jonka mukaan, kun tutkitaan kasvua tuloissa asukasta kohden, aineellisten standardien kasvun lisäksi, tulee huomioida myös muita hyvinvointiin liittyviä ilmiöitä kuten epävarmuuden väheneminen ja mahdollisuus tuoda oma näkökanta esille päätöksissä. Odotusten demokratisoinnin myötä työntekijät eivät ole välttämättä tyytyväisiä pelkästään työpaikan säilymisestä, vaan he haluavat myös hyötyä mahdollisesta talouskasvusta. Trajtenbergin mukaan odotusten muuttumisen myötä on vaikeampi löytää joku vastaamaan teknologisen häiriön kustannuksista samaan aikaan, kun toiset saavat voittoja teknologian kehittymisestä.

Trajtenberg korostaa viranomaisten roolia tekoälyn kehittymisen hallitsemisessa, jotta se ei mahdollisesti yleiskäyttöiseksi teknologiaksi kasvaessaan aiheuttaisi laajaa työttömyyttä korvaten työntekijöitä, vaan toisi mukanaan suuria tuottavuushyötyjä. Vaikutuskeinot jaetaan kolmeen osaan: koulutukseen, henkilökohtaisiin palveluihin ja teknologisen muutoksen suuntaan. Koulutuksen avulla voidaan pyrkiä vastaamaan sellaisten työtehtävien kysyntään, joissa tarvitaan uudenlaisia taitoja, joihin koulutusjärjestelmä ei vielä pysty vastaamaan. Tästä esimerkkinä tutkimuksessa nostetaan esille ensimmäinen ja toinen teollinen vallankumous 1800-luvulta, jolloin tarve korkeakoulutettuja ja taidokkaita työntekijöitä kohtaan kasvoi entisestään. Tämän myötä ilmainen ja yleinen koulutus alkoi yleistyä. Tekoälyn roolin vahvistuessa koulutusjärjestelmän tulisin Trajtenbergin mukaan siirtyä pois koulutusjärjestelmästä, jossa keskitytään pääosin tiedon siirtoon järjestelmällisesti kohti systeemiä, jossa taitojen kehittäminen ja personalisoitu koulutus ovat pääkohteena. Tekoälyn perustavassa taloudessa relevantit taidot liittyvät analyttisyyteen, luovuuteen, kommunikaatioon ja tunnepohjaisuuteen. Analyttisyys ja luovuus keskittyvät kriittiseen ja luovaan ajatteluun sekä tutkimussektoriin. Kommunikaatiotaidot korostavat sosiaalisen älykkyyden ja ihmisten välisen yhteistyön merkitystä. Tunnepohjaisuudella viitataan muun muassa empatiaan, tietoisuuteen itsestään sekä tunteiden että stressin hallintaan.

Henkilökohtaisiin palveluihin, kuten sairaanhoito, koulutus ja monet sosiaalipalvelut, panostaminen mahdollistaa sellaisten ammattien kehittämisen, jotka eivät tällä hetkellä hyödy tekoälyn kehittymisestä yhtä tehokkaasti kuin monet muut ammatit. Tutkimuksen mukaan henkilökohtaisten palveluiden työllisyys tulee kasvamaan tekoälyn yleistyessä erityisesti, jos työntekijöiden koulutukseen panostetaan ja tekoälyä opitaan hyödyntämään myös näillä aloilla. Esimerkkinä Trajtenberg nostaa esille tekoälyn hyödyntämisen lasten oppimisvaikeuksien tunnistamisessa. Hyödyntämällä tekoälyä lapselle voitaisiin esimerkiksi tarjota tekoälyn avulla henkilökohtaiseen tarkoitukseen luotuja pelejä. Vahvistamalla näiden alojen koulutusvaatimuksia, esimerkiksi lisäämällä opintojen monipuolisuutta, voitaisiin myös parantaa palkkausta ja työntekijöiden statusta sekä opettaa heitä hyödyntämään uutta teknologiaa apuna työnteossa. Kun työntekijöiden olot paranevat, paranee todennäköisesti myös työn tuottavuus.

Julkisen vallan avulla voidaan myös pyrkiä työntekijöiden korvaamisen sijaan kannustamaan innovointiin, joka ei korvaa työntekijöitä, vaan korostaa työntekijöiden inhimillisiä taitoja tekoälyn avulla. Trajtenberg arvelee, että nimenomaan tekoälyn perustavilla työntekijöiden taitoja hyödyntävillä innovaatioilla on potentiaalia luoda uusi ihmisen luovuuden ja tuottavuuden aalto. Työntekijöitä korvaavat innovaatiot saattavat puolestaan lisätä työttömyyttä ja luoda arvottomia työpaikkoja. Trajtenberg ei tuo selkeästi esille, miten innovaatioita voitaisiin kannustaa kohti työntekijöiden taitoja hyödyntäviä innovaatioita. Hän kuitenkin toteaa, että globaali kilpailu saattaa keskittää resursseja jopa liikaa tutkimus- ja kehitystoimintaan esimerkiksi liiallisten patenttien muodossa.

3 Tekoäly ja tuottavuus

Tässä luvussa tarkastellaan tekoälyn mahdollisia tuottavuusvaikutuksia. Ensimmäisessä alaluvussa tutkitaan tekoälyn vaikutuskanavia tuottavuuteen ja toisessa alaluvussa keskitytään tutkimuksiin, jotka tuovat esiin tekoälyn tuottavuusvaikutusten laajuuden. Tekoälyn tuottavuusvaikutusten tutkiminen on tärkeää, sillä tuottavuuskasvun myötä voidaan vaikuttaa elintason parantumiseen. Mitä enemmän taloudessa pystytään nostamaan työntekijän panosta, sitä korkeammat palkat työntekijöillä on ja tätä kautta sitä korkeampi on myös elintaso. Tuottavuuskasvun avulla voidaan myös parantaa sektoreiden välistä kilpailua resursseista, mikä puolestaan ylläpitää kansainvälistä kilpailukykyä. (House Standing Committee on Economics, 2010)

3.1 Tekoälyn vaikutuskanavat tuottavuuteen

Tuottavuuskasvu voidaan jakaa kolmeen osaan: pääomaintensiivisyyteen, työpanoksen laadun muutokseen ja kokonaistuottavuuteen. Näistä teknologian, täten myös tekoälyn, muutokset näyttäytyvät kokonaistuottavuuden muutoksena (Baily ym. 2023). Tekoälyn nähdään vaikuttavan tuottavuuteen ja sen kasvuun useita eri kanavia pitkin. Baily ym. tunnistavat kaksi eri vaikutuskanavaa, joita pitkin generatiivinen, eli uutta sisältöä tuottava, tekoäly voisi potentiaalisesti vaikuttaa tuottavuuskasvuun, tuotannon kasvuun ja lopulta yhteiskunnallisen hyvinvoinnin parantamiseen. Tekoäly voi tehostaa tuotantoa parantamalla kognitiivisia taitoja vaativissa tehtävissä toimivien työntekijöiden tuottavuutta. Baily ym. mainitseman Hultenin teoreeman mukaan kilpailullisilla markkinoilla tuottavuuskasvun vaikutuksen laajuus aggregaattituottavuuteen ja tuotantoon annetulla sektorilla on yhtä suuri kuin tuottavuuskasvun laajuus kerrottuna sektorin koolla. Baily ym. antaman esimerkin mukaan, mikäli generatiivinen tekoäly kasvattaa niin sanottujen kognitiivisten työntekijöiden tehokkuutta 30 prosentilla kymmenen tai kahdenkymmenen vuoden aikana ja oletetaan, että kognitiivinen työ muodostaa 60 prosenttia talouden arvonlisäyksestä, aggregaattituottavuus ja tuotanto kasvaa 18 prosenttia. Toisaalta Baily ym. mukaan tekoäly voi vaikuttaa tuottavuuskasvuun myös kiihdyttämällä innovaatioita. Kognitiivisten työntekijöiden rooli korostuu entisestään innovointivaiheessa, sillä heitä tarvitaan keksimään uusia ideoita.

International Telecommunication Union (2018, lyh. ITU) jakaa tekoälyn tuottavuuteen vaikuttavat kanavat tarkemmin seitsemään osaan. Näistä kanavista kolme ovat suoraan tuottavuuteen vaikuttavia, kun taas neljä muuta voidaan luokitella ulkoisvaikutuksiksi. Työvoiman ja pääoman lisääminen, substituutio sekä innovaatiot ja laajennukset liittyen tuotteisiin ja palveluihin vaikuttavat tuottavuuteen suorasti. Näiden suorien vaikutusten lisäksi tekoäly voi vaikuttaa tuottavuuteen kansainvälisten datavirtojen, lisääntyneiden taloudellisten hyötyjen, varallisuuden luomisen ja uudelleenkohdentumisen, siirtymä- ja implementaatiokustannusten sekä negatiivisten ulkoisvaikutusten kautta. Merkittävimpinä tekoälyn vaikutuskanavina ITU pitää substituutiovaikutuksia, tekoälyn hyödyntämistä innovoinnissa sekä häiriöitä, joissa yhdistyy siirtymään ja implementaatioon liittyvät kustannukset sekä negatiiviset ulkoisvaikutukset.

Lisääntyneellä työvoimalla ja pääomalla viitataan siihen, että investoimalla tekoälyn sovelluksiin voidaan lisätä vuosittaisia investointeja. Lisääntyneiden investointien kautta voidaan palkata uusia työntekijöitä ja sijoittaa pääomaa enemmän, jolloin voidaan puolestaan parantaa tuotannon tehokkuutta. Pääoman investointi tekoälyyn voi luoda sekä kysyntää työntekijöille uusissa ammateissa että luoda nykyisten ammattien sisälle uusia työtehtäviä. Nykyiset kapeaa tekoälyä edustavat sovellukset tarvitsevat ihmisiä esimerkiksi siihen, että he siirtävät tietoa sovelluksesta toiseen. Työntekijät voivat myös hyödyntää tekoälyä yksinkertaisemmissa työtehtävissä, jolloin oma työpanos voi siirtyä korkealaatuisempiin tehtäviin tai tehtäviin, joita tekoälysovellukset eivät osaa suorittaa. Tämä viittaa myös hieman substituutiovaikutukseen. Tekoälyn avulla yksinkertaiset ja toistuvat työ-

tehtävät voidaan automatisoida, jolloin työntekijöiden työpanos voidaan siirtää muualle. Substituution vaikutuksen laajuus perustuu siihen, kuinka tehokkaasti tekoäly pystyy korvaamaan työvoimaa pääomalla hyödykkeiden ja palveluiden tuotantomäärien pysyessä samana, mutta työtuntien vähenyessä. Viimeisenä suorana tuottavuuskanavana ITU tunnistaa tekoälyn hyödyntämisen tuotteiden ja palveluiden innovaatioissa. Innovoinnin avulla voidaan luoda arvoa taloudelle uusien tuotteiden ja palveluiden avulla. Tämän lisäksi innovaatioilla voidaan myös korvata jo olemassa olevia tuotteita ja palveluita tehokkaammilla vaihtoehdoilla. Innovaatioista saatavat hyödyt perustuvat vahvasti myös markkinoilla käytävään kilpailuun, jossa suurempi markkinaosuus siirtyy niille, jotka osaavat hyödyntää tehokkaammin uutta teknologiaa.

Suorien vaikutuskanavien lisäksi tekoäly voi vaikuttaa tuottavuuteen myös ulkoisvaikutuksen kautta. Esimerkiksi lisääntyneiden kansainvälisten datavirtojen avulla tekoäly voi saavuttaa taloudellisia hyötyjä. Kansainvälisiä datavirtoja voi vahvistaa joko tehostamalla rajat ylittävää kaupankäyntiä tai tehostamalla rajat ylittävän datan käyttöä myös muissa virroissa kuin kaupankäynnissä. Tällä voidaan vahvistaa esimerkiksi paikallisten palveluiden tuottavuutta. Tekoälyn rooli kansainvälisen kaupan tehostamisessa voi esimerkiksi perustua tuotantoketjun tehostamiseen tai kansainvälisten sopimusten monimutkaisuusien selvittämiseen. Toisena ulkoisvaikutuksena tekoäly voi vaikuttaa tuottavuuteen varallisuuden luomisen ja uudelleensijoittamisen kautta. Tällöin tekoälyn avulla lisätty tuotanto voi lisätä työntekijöiden palkkoja ja täten myös kulutusta. Lisäksi yritykset voivat uudelleeninvestoida voittojaan erilaisiin toimintoihin. Lisääntyneen kulutuksen ja investointien avulla voidaan myös kasvattaa työpaikkojen määrää. Tekoälyn lisääntyvä hyödyntäminen voi myös aiheuttaa erilaisia kustannuksia, kun yritykset joutuvat järjestelemään organisaationsa uudella tavalla. Joistain työntekijöistä voidaan joutua luopumaan tekoälyn yleistymisen myötä, mutta toisaalta voidaan myös joutua palkkaamaan uusia työntekijöitä implementoimaan tekoälyä tehokkaammin yrityksen toimintaan. Kustannuksia voi syntyä myös tekoälyä hyödyntävien työkalujen yhteensovittamisesta ja esimerkiksi nykyisten työntekijöiden kouluttamisesta. Tekoälyn käyttöönotto voi siis aiheuttaa kustannuksia, jotka kuitenkin mitä todennäköisimmin johtavat tuottavuushyötyihin myöhemmin. Viimeisimpänä tekoälyn vaikutuskanavana ITU tunnistaa negatiiviset ulkoisvaikutukset. Negatiiviset ulkoisvaikutukset liittyvät pääosin työntekijöihin. Tekoälyn yleistyessä palkkoihin ja työllisyyteen kohdistuva negatiivinen paine kasvaa, mikä voi puolestaan vähentää työn tulo-osuutta ja sitä kautta talouskasvu voi hidastua, sillä tekoälyn takia työpaikkansa menettäneiden uudelleenkouluttamisessa voi mennä aikaa. Tänä aikana nämä henkilöt eivät välttämättä myöskään ole työelämässä, jolloin heidän kulutuksensa todennäköisesti laskee. Lisäksi uudelleenkouluttautumisesta voi seurata kustannuksia valtiolle itse uudelleenkouluttautumisen takia, mutta myös uudelleenkouluttautumisajalle tarvittavien etuuksien muodossa. Tästä esimerkkinä ITU nostaa esille Engelsin paussin 1800-luvulta, jolloin palkkojen kasvu pysähtyi, vaikka työn tuottavuus kasvoi. Tämän myötä voittojen osuus kansantulosta kasvoi, vaikka työn tulo-osuus pieneni.

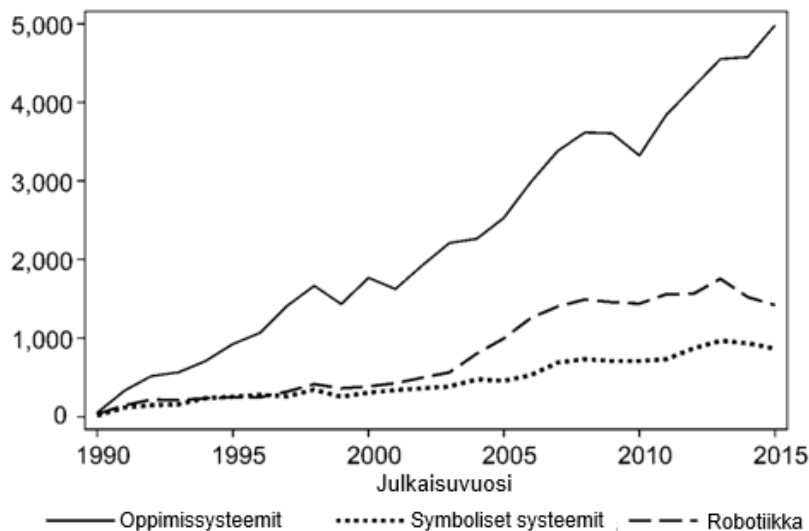
Cockburn, Henderson ja Burn (2019) tutkivat tarkemmin tekoälyn eri osa-alueiden roolia innovoinnissa. Cockburn ym. pitävät tärkeänä tekoälyn jakamista kolmeen osaan eli robotiikkaan, symboliseen tekoälyyn ja syväoppiviin neuroverkkoihin, sillä ne eroavat merkittävästi siinä, voiko niitä määritellä yleiskäyttöiseksi teknologiksi (*General Purpose Technology*, lyh. GTP) tai keksinnän kehitysmenetelmäksi (*Invention of Method of Inventing*, lyh. IMI). IMI:llä tarkoitetaan sitä, että teknologia voi itsessään mahdollistaa uusia innovaatioita. Esimerkiksi robotiikkaan liittyviä innovaatioita ei voi tämän perusteella yleisesti pitää IMI:nä, sillä vaikka robotiikka voi ja on jo korvannut ihmisten työtehtäviä, ei se kuitenkaan todennäköisesti tuota uusia innovaatioita. Tekoälyn ensimmäisenä muotona pidetty symbolinen tekoäly on Cockburnin ym. mukaan puolestaan vakiinnuttanut paikkansa teknologian piirissä ja tulevaisuudessa sen vaikutukset lienevät melko pieniä. Koska tekoälyn osa-alueiden määrittely potentiaalisena GPT:nä tai IMI:nä voi vaihdella huomattavasti, on myös niiden vaikutukset innovaatioihin vaihtelevia. Cockburn ym. arvelevat syväoppimisen olevan

tulevaisuuden joko yleiskäyttöinen IMI tai yleiskäyttöinen teknologia, ellei jopa molemmat. Tällöin syväoppivien neuroverkkojen avulla voitaisiin myös vaikuttaa innovointiin uudella tavalla.

Cockburn ym. (2019) tutkivat syväoppivien neuroverkkojen, symbolisen tekoälyn ja robotiikan potentiaalia olla IMI ja/tai GPT kahden erillisen aineiston avulla. Ensimmäinen aineisto kokoaa yhteen tekoölyyn liittyviä julkaisuja vuosilta 1955–2015 Thompson Reuters Web Of Sciencestä ja toinen vuosilta 1990–2014 väliltä US Patent and Trademark Officesta. Ensimmäinen aineisto sisältää 95 840 julkaisua, joista 12,5 prosenttia määriteltiin symbolisiin systeemiin, 61,4 prosenttia oppimiseen ja 21,6 prosenttia robotiikkaan liittyviksi julkaisuiksi. Loput määriteltiin yleisesti tekoölyä käsitteleviksi julkaisuiksi. Aineistoista luodaan lisäksi indikaattorimuuttujat, jotka kertovat julkaisujen organisaatiotyypistä, sijainnista ja sitä käsittelevästä aineesta. Akateemiset instituutiot tuottavat eniten tekoölyyn liittyviä julkaisuja muodostaen 85,5 prosenttia julkaisuista. Koko maailmassa Yhdysvaltojen osuus julkaisuista on 25 prosenttia. Toinen aineisto perustuu tekoölyä, tarkemmin symbolisia systeemejä, oppimismalleja ja robotiikkaa, koskeviin patenteihin, joita otokseen päätyi 13 615. Patenttien jakauma on tasaisempi verrattuna julkaisujen jakaumaan, sillä 40 prosenttia patenteista käsitteli robotiikkaa, 29 prosenttia symbolisia systeemejä ja 28 prosenttia oppimismalleja loppujen ollessa määriteltyjä yleisesti tekoälyn alaisiksi. Myös toisessa aineistossa luodaan indikaattorimuuttujat, jotka kertovat patenttien organisaatiotyypistä, sijainnista ja aineesta. Patenteista 7 prosenttia yhdistettiin akateemisiin instituutioihin, kun taas 91 prosenttia yksityisiin toimijoihin. Loput 2 prosenttia patenteista kuuluivat valtiolle. Suurin osa eli noin 59 prosenttia kaikista maailman patenteista määriteltiin sijainniltaan Yhdysvaltoihin. Yleisempiä sektoreita tekoälyn patenteille olivat atk-laitteisto ja tietokoneohjelmistot (71 prosenttia), koneenrakennussektori (7,5 prosenttia) ja elektroniikka (7,3 prosenttia).

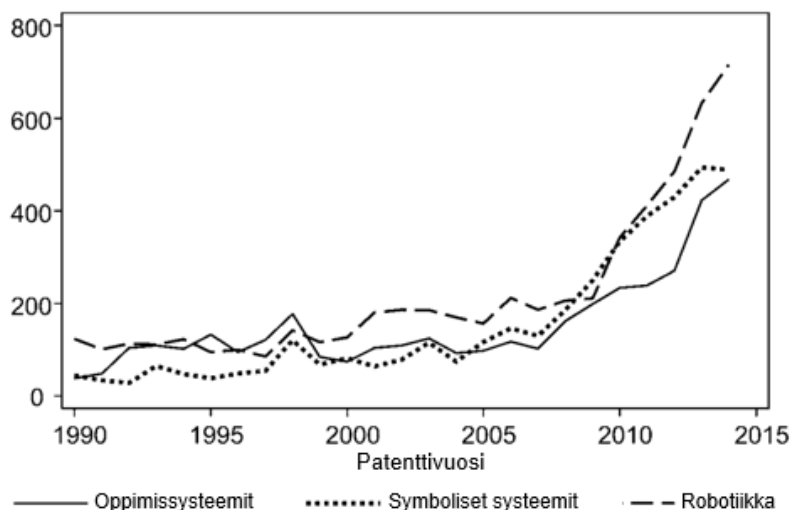
Cockburnin ym. tulosten perusteella syväoppimisella ja yleisesti oppimisorientoituneella tekoölyllä on ainakin joitain merkittäviä yleiskäyttöisen teknologian tunnusmerkkejä. Innovaatiota kuvaavien indikaattoreiden perusteella voidaan nähdä, että syväoppiminen kehittyy nopeasti ja sitä hyödynnetään useilla eri sektoreilla. Kuten kuvio 1 voidaan nähdä, tekoälyn oppimiseen liittyvien julkaisujen määrä on kasvanut tasaisen nopeasti. Erityisesti julkaisujen määrän kasvu liittyen tekoälyn oppimiseen liittyen on ollut tasaisen nopeaa. Myös tekoälyn oppimiseen liittyvien patenttien kasvu on ollut nopeaa noin vuodesta 2007 lähtien, mutta toisaalta myös toisten tekoälyn osa-alueiden kasvu on ollut nopeaa, jopa nopeampaa kuin oppimissysteemien (kuvio 2).

Kuvio 1. Tekoälyyn liittyvät julkaisut vuosien 1990 ja 2015 välillä osa-alueittain



Lähde: Cockburn ym. 2019

Kuvio 2. Tekoälyyn liittyvät patentit vuosien 1990 ja 2015 välillä osa-alueittain



Lähde: Cockburn ym. (2019)

Erityisesti Yhdysvaltojen ulkopuolella oppimissysteemeihin liittyvien julkaisujen määrä on nousut voimakkaasti, kun vielä 2000-luvun alussa julkaisujen vuosittais määrä oli noin 1000, mutta vuonna 2015 vastaava luku oli jo melkein 4000. Yhdysvalloissa tekoälyyn liittyvien julkaisujen määrä on ollut noin tuhat vuosittain useamman vuosikymmenen. 2000-luvulla syväoppimista koskevien julkaisujen määrän kasvu on ollut merkittävää ja syväoppiminen on siirtynyt selkeästi robotiikasta ja symbolisesta tekoälystä kohti sovellettua tutkimusta julkaisujen perusteella. Tämä voi viitata siihen, että syväoppimisen hyödyntämisestä ollaan kiinnostuttu useammallakin sektorilla kuin pelkästään

tietojenkäsittelytieteessä. Syväoppimiseen liittyvien julkaisujen määrän kasvu on selkeästi nopeampaa kuin robotiikkaan ja symboliseen tekoälyyn liittyvien julkaisujen riippumatta julkaisukohteesta.

Alla olevan taulukon 1 perusteella syväoppimiseen liittyvien julkaisujen määrä on sekä 2004-2006 että 2013-2015 ollut selkeästi suurinta kolmen ryhmän väliltä. Monilla sektoreilla julkaisujen määrä on vielä kasvanut huomattavasti tarkasteltavien aikavälien välillä. Tietojenkäsittelytiede on selkeästi merkittävin sektori riippumatta tekoälyn osa-alueesta tai aikavälistä, mutta sen prosentuaalinen kasvu ei kuitenkaan ole ollut merkittävää. Robotiikkaan liittyvien julkaisujen määrä on jopa laskeutunut. Selkeimmät kasvut syväoppimiseen liittyvissä julkaisuissa on neurotieteissä (258 prosenttia), biologiassa (133 prosenttia) ja lääketieteessä (123 prosenttia). Taulukosta voidaan päätellä, että syväoppiminen on viime vuosikymmeninä alkanut levitä eri sektoreille suhteellisen tiuhaankin tahtiin. Myös muut osa-alueet ovat monilla sektoreilla kasvaneet, mutta katsottaessa absoluuttisia lukuja voidaan todeta syväoppimisen olevan merkittävin.

Taulukko 1. Tekoälyyn liittyvät julkaisut sektoreittain vuosina 2004-2006 ja 2013-2015.

		Biologia	Taloustiede	Fysiikka	Lääketiede	Kemia	Matematiikka	Materiaalit	Neurotiede	Energia	Radiologia	Tietoliikenne	Tietojenkäsittelyt.
Oppiminen	2004–2006	258	292	343	231	325	417	209	271	172	94	291	3889
	2013–2015	600	423	388	516	490	414	429	970	272	186	404	4582
	Kasvu, %	133	45	13	123	51	-1	105	258	58	98	39	18
Robotiikka	2004–2006	33	10	52	69	24	45	36	31	6	47	653	1431
	2013–2015	65	12	122	83	92	80	225	139	18	25	401	1322
	Kasvu, %	97	20	135	20	283	78	525	348	200	-47	-39	-8
Symboliset systeemit	2004–2006	93	8	68	96	139	54	32	35	15	82	51	827
	2013–2015	105	10	125	84	149	60	101	73	22	56	88	1125
	Kasvu, %	13	25	84	-13	7	11	216	109	47	-32	73	36

Tutkimuksen perusteella ei voida suoraan todeta, onko syväoppiminen GPT tai IMI, eikä se tekijöiden tavoitteena olekaan. Cockburn ym. kuitenkin pohtivat syväoppimisen potentiaalisia yhteiskunnallisia vaikutuksia, mikäli syväoppiminen osoittautuisi olevan GPT tai IMI. Jos syväoppiminen olisi pääosin pelkästään yleiskäyttöinen teknologia, se loisi innovaatioita eri sovelluskohteissa ja tätä kautta nopeuttaisi tuottavuuden kasvua väliaikaisesti niillä aloilla, joissa se on otettu käyttöön. Jos syväoppiminen kuitenkin ilmenisi olevan myös yleiskäyttöinen IMI, olisi sen taloudelliset vaikutukset huomattavasti merkittävämpiä sekä innovaation, kasvun että tuottavuuden näkökulmasta. IMI voisi parhaimmillaan nopeuttaa kaikkien alojen tuottavuuden kasvunopeutta uudelleenmuokkaamalla itse ideoiden tuottavuusfunktioita. Syväoppiminen parhaimmillaan voisi lisätä huomattavasti teknologisia mahdollisuuksia ja erityisesti parantaa tutkimus- ja kehitystoiminnan (t&k) tuottavuutta.

Cockburnin ym. mukaan t&k:ssa syväoppimisen yleistymisen näkyy todennäköisimmin siinä, että organisaatiot korvaavat korkeasti koulutettujen osaamista tekoälyyn suuntautuvilla investoinneilla.

Investoinnit tekoölyyn vahvistaisivat erityisesti tutkimusprojekteja, joissa toiminta perustuu pääosin hakutoimintoihin. Syväoppimisella voi olla myös laajemmat vaikutukset instituutioiden ja päätöksenteon vaikutuksessa. Jos syväoppiminen todellisuudessa on IMI, tutkimuksessa nähdään, että se vaatii instituutioita kehittämään toimintatapojaan niin, että ne vahvistavat innovaatiota. Innovoinnin vahvistumisen kautta syväoppiminen vaikuttaa myös talouden kilpailukykyyn ja hyvinvointiin.

3.2 Tekoölyn rooli tuottavuuskasvussa

On selvää, että tekoölyllä voi vaikuttaa tuottavuuteen monella tavoin. Tämän luvun tavoitteena onkin tutustua tarkemmin kirjallisuuteen, joka tuo esille tekoölyn vaikuttavuuden laajuutta tuottavuusnäkökulmasta.

Luvussa 3.1 ITU (2018) määritteli seitsemästä vaikutuskanavasta kolme päävaikutuskanavoiksi niiden taloudellisten hyötyjen takia. Nämä ovat automaatio substituutiona työvoimalle, tekoölyn vaikutus innovaatioihin ja negatiiviset ulkoisvaikutukset, jossa on mukana myös muutuskustannukset. Nämä päävaikutuskanavat identifioidaan tutkimuksessa luodun simulaation avulla, joka perustuu *micro-to-macro* -lähestymistapaan. Aineistona tutkimuksessa käytetään tekoölyspesifiä ja makrotaloudellista aineistoa. Tekoölydatana käytetään kolmea eri aineistoa. Ensimmäinen aineisto on MGI:n (*McKinsey Global Institute*) kyselydata 3000 yrityksestä 14 sektorin sisällä vuodelta 2017, joka on yhdistetty konsulttiyhtiö McKinseyn vuosittaiseen dataan koskien yritysten digitalisoitumisen laajuutta maailmanlaajuisesti. Toinen aineisto on MGI:n oma tietokanta 400 potentiaalisesta tekoölyn käyttötarkoituksesta, joka kuvaa tutkimuksessa tekoölyn vaikutuksia liiketoimintaan. Viimeisenä tekoölydatana on MGI:n tietokanta yksittäisten työtehtävien automatisointipotentiaalista, jossa on huomioituna 46 maata, 800 ammattia ja 2000 aktiveettia ammattien sisällä. Makrotaloudellinen data perustuu ITU:n, WIPO:n, Maailmanpankin, OECD:n ja Maailman talousfoorumien tilastoihin. Simulaatioissa tutkitaan, miten tekoölyn vaikutus talouteen vaihtelee muutettaessa tiettyjä oletuksia ja panoksia sekä maa-, toimiala-, että yritystasolla. Malli yhdistää yritysten investointipäätökset kirjallisuuteen koskien innovaatioiden leviämistä. Tämän jälkeen simuloidaan BKT:n bruttovaikutukset, BKT:n nettovaikutukset ja vaikutus työmarkkinoihin.

ITU:n simulaation mukaan kanavien nettovaikutukset ovat vuonna 2023 yhden prosentin luokkaa, kun taas vuoteen 2030 mennessä nettovaikutukset kasvavat jo 16 prosenttiin. Jakamalla kanavat tarkemmin eri osiin simulaation avulla substituutiovaikutukset voivat ITU:n mukaan korkeimmillaan vahvistaa globaalia bruttokansantuotetta 11 prosentilla vuoteen 2030 mennessä, joka voisi johtaa 9000 miljardin dollarin tuotannon kasvuun. Tämä arvonlisäyksen kasvu perustuu tuottavuushyötyihin älykkästä pääomasta ja työvoiman taidoista olettaen, että korvatut työntekijät työllistyvät muualla taloudessa. ITU:n simulaatiotulokset tuottavuusvaikutuksista voivat olla tosin liian positiivisia ottaen huomioon, että uudelleentyöllistyminen ei välttämättä ole niin yksinkertaista kuin arvio olettaa. Täysin uusien tuotteiden ja palveluiden luominen sekä vanhojen kehittäminen innovaatioiden avulla voisi simulaation mukaan kasvattaa globaalia BKT:tä noin 7 prosentilla, joka vastaa 6000 miljardin dollarin kasvua tuotannossa. Innovaatioiden laaja vaikutus perustuu yritysten mahdollisuuksiin kehittää nopeasti jo olemassa olevia tuotteita ja palveluita alipalveluille markkinoille, kun taas panosten substituutiosta saatavat hyödyt perustuvat pidemmän aikavälin tuottavuushyötyihin. Nopeiden kehittämismahdollisuuksien lisäksi usein pitkällä aikavälillä teknologiat edistävät innovaatioita, jotka voivat tehostaa vähemmän perinteisiä toimialoja, ja tämän myötä voi syntyä jopa uusia markkinoita. Innovaatioiden tuottavuusvaikutuksia vähentävät tosin kilpailuvaikutukset, sillä innovoivien yritysten tulojen kasvu pääosin perustuu markkinaosuuden muutokseen. Markkinaosuuden muutos voi johtaa siihen, että myynti heikkenee uusien tuotteiden korvatta aiempia tuotteita. Myynnin heikentyessä yritykset saattavat investoida vähemmän esimerkiksi tutkimukseen ja kehittämiseen tai uusien teknologioiden käyttöönottoon.

Negatiivisten ulkoisvaikutusten ja muutoskustannusten globaalia BKT:tä vähentävät vaikutukset simulaation perusteella on noin 7000 miljardia dollaria, joka vastaa noin 9 prosenttia. Muutoskustannukset sisältävät korvattun työvoiman (-3000 miljardia dollaria), ratkaisujen implementoinnin (< 1000 miljardia), uusien työntekijöiden palkkauksen (-1000 miljardia) ja jatkuvan taitojen parantamisen (-1000 miljardia). Negatiivisina ulkoisvaikutuksina tutkimuksessa tulkitaan työttömäksi jääneiden kouluttaminen (-1000 miljardia), kotimaisen kulutuksen vähentyminen (-1000 miljardia), taloudellisen panoksen menettäminen (-2000 miljardia) ja työttömyysetuudet (< -1000 miljardia). Mallin rajoitusten takia simulaation antamia tuloksia ei kannata tulkita mustavalkoisesti. BKT:tä heikentävät tekijät voivat toisaalla luoda lisää arvoa. Tulosten tarkoituksena onkin sen sijaan luoda laajempi kuva tekoälyn aiheuttamista tuloista ja kustannuksista. ITU:n raportin perusteella tekoälyn luomilla innovaatioilla on siis merkittävä vaikutus arvonlisäykseen.

Alderucci, Bransetter, Hovy, Runge ja Zolas (2019) laajentavat tutkimusta tekoälyn innovaatiovaikutuksista ja löytävät tekoälyn perustuvien innovaatioiden johtavan sekä nopeampaan työllisyyskasvuun että voittojen kasvuun. Tutkimus on toteutettu Yhdysvalloissa ja aineistona käytetään tekoälypatenttidataa, jonka tekijät yhdistävät U.S. Censuksen mikrodataan, joka on kerätty innovoivilta yrityksiltä. Tekoälypatenttidataa kerääminen perustuu koneoppimisalgoritmin kouluttamiseen, jonka tavoitteena on tunnistaa tekoälypatentit ja yhdistää ne USPTO-patenttirunkoon (*United States Patent and Trademark Office*) vuosien 1990 ja 2018 välillä. Alderucci ym. lajittelevat manuaalisesti korkean luottamuksen tekoäly- ja ei-tekoälypatentit, joita päätyy lopulta otokseen 1000 kappaletta kumpaakin. Algoritmin avulla koneoppimismalli oppii tunnistamaan tekoälyn liittyviä patenteja riippumatta siitä, mihin patenttiluokitukseen patentti on alun perin sijoitettu. Edellä luodun aineiston avulla koneoppimismalli koulutetaan tunnistamaan isommista kokonaisuuksista tekoälyn liittyvät patentit. Alderucci ym. yhdistävät tekoälypatentit maantieteelliseen dataan, mikä mahdollistaa tekoälypatenttien omistajien tunnistamisen, patenttina olevan innovaation keksijöiden maantieteellisen sijainnin Yhdysvaltojen sisällä, innovaation alkuperäisen luomisajankohdan ja patenttiluokituksen. Aineiston perusteella yleisimmät keksijöiden sijainnit ovat korkean teknologian alueilla kuten New Yorkissa ja Piilaaksossa. Yleisin teknologialuokitus, jossa tekoälyn liittyviä patenteja oli eniten, on kuva-analyysit ja datan prosessointi. Patenttien määrä on myös ollut selkeässä nousussa patenttien määrän ollessa vuonna 2000 539 ja vuonna 2018 yli 6300.

Patenttien tunnistamisen jälkeen tekoälypatentit vuodesta 2000 vuoteen 2016 yhdistetään Censuksen yritystason mikrodataan. Yhdysvaltojen patenteista 90 prosenttia onnistutaan yhdistämään johonkin yritykseen. Yritystason lisäksi tutkimuksessa patentit yhdistetään työntekijätasoon LEHD:n (*Longitudinal Employer-Household Dynamics*) aineistoon. LEHD:n aineisto sisältää työntekijöiden neljännesvuosittaiset tulot, ja niiden avulla voidaan yhdistää työntekijä työnantajaan. Patenttien yhdistäminen työntekijätasoon mahdollistaa tutkimisen tekoälyn liittyvien patenttien vaikutuksesta palkkajakaumaan. Yhdistämällä tekoälynnovaatiot yritys- ja työntekijätasoon voidaan mahdollistaa uusien tekoälyteknologioiden tuottavuusvaikutusten tutkiminen yksittäisissä yrityksissä.

Alderucci ym. havaitsivat, että tekoälyn innovoivat yritykset ovat usein suurempia, tuottavampia, kansainvälisempiä, ja ne palkkaavat vähemmän matalan koulutustason työntekijöitä verrattuna aineiston muihin tyypillisempiin yhdysvaltalaisiin yrityksiin. Tämä voi osaltaan vaikuttaa tekoälyn novointiin ja vaikeuttaa näin tekoälyn innovaatioiden ja tuottavuusvaikutuksen kausaalisuhteen toteamista. Vaikka kausaalisuhtetta innovaatioiden ja tuottavuuden välillä ei tutkimuksessa kyetä löytämään, tästä huolimatta Alderucci ym. pyrkivät tutkimaan tekoälyn, tuottavuuden ja työvoiman kysynnän välistä korrelaatiota kahden lähestymistavan kautta.

Ensimmäinen lähestymistapa on yksinkertainen lineaarinen malli, jossa tarkastellaan tekoälypatentin hankkimisen vaikutusta yrityksen työllisyyteen, yksittäisen työntekijän tuottoihin ja arvonlisäykseen sekä teollisuustyöntekijöiden osuuteen. Otoksena ovat teollisuusyritykset Yhdysvalloissa

vuosien 1997 ja 2012 välillä. Lineaarisen mallin perusteella tekoölyyn liittyvät innovaatiot ovat positiivisesti korreloituneita myynnin kokonaisarvon, arvonlisäyksen ja kokonaistuottavuuden kanssa. Tämän lisäksi se vaikuttaa lisäävän tulonjaon epätasaisuutta.

Toinen lähestymistapa pyrkii kontrolloimaan mahdollista muuttujien välistä endogeenisuutta ja tekijöitä, joita ei voi mitata vertaamalla tekoölyinnovaatioyritystä muuten vastaavaan yritykseen kuin ensimmäinen, erona on se, että toinen yritys ei ole innovoinut tekoölyyn. Endogeenisuus johtuu siitä, että yrityksen päätös innovoida tekoölyyn voi liittyä keskeisesti johonkin toiseen yrityksen päätökseen, mikä voi vaikuttaa lopputulemiin. Tämän takia toisessa lähestymistavassa tutkitaan tekoölypatentin vaikutusta sekä ennen patentin hankkimista että sen jälkeen.

Alderuccin ym. mukaan tekoölyn mahdolliset innovaation tuottavuutta kasvattavat vaikutukset näkyvät useina seurauksina. Sen lisäksi, että tekoölyyn liittyvien patenttien määrä kasvaa, tulisi myös niihin liittyvien voittojen kasvaa tuotteiden laadun parantumisen myötä. Tuotteiden laadun parantuminen puolestaan joko nostaisi tuotteiden kysyntää tai laskisi tuotantokustannuksia. Yrityksen tuottavuusvaikutuksia tutkimuksessa mitataan alla olevan Cobb-Douglas-tuotantofunktion avulla:

$$Q_i = K_i^\alpha L_i^\beta A_i^\phi e_i^\varepsilon,$$

Yhtälö voidaan kirjoittaa logaritmisessa muodossa, jossa tuotanto on normalisoitu työllisyyden mukaan, siten että

$$q_i - l_i = \alpha + \phi a_i + \varepsilon_i,$$

joissa q on tuotanto, k pääomapanos, l työvoimapanos, a yritystason mitta tekoölyinnovaatioille ja ϕ mittaa yritysten tekoölyintensiteetin muutosten vaikutuksia tuottavuuteen tai selitettäviin muuttujiin. Cobb-Douglasin tuotantofunktiossa tekoölypatentoinnin alkaessa tekoölypatenttien määrä tai dummy-muuttuja, saadessaan arvon 1, on erillinen selittävä muuttuja. Regression selitettävänä muuttujina ovat työntekijät voitot ja työntekijän arvonlisäys. Regressiossa kontrolloidaan yritysten osakepääomaa, monikansallisuutta, ikää sekä yksittäisiä että vuosittaisia kiinteitä vaikutuksia.

Alla oleva taulukko 2 kuvaa regressiomallin avulla tuotettuja tuloksia koskien tekoölyinnovaatioiden vaikutuksia yritysten sisäiseen tuottavuuteen vuosien 1997 ja 2016 välillä. Mallissa on huomioituna ainoastaan teollisuusyritykset. Tekoöly (1/0) –indikaattorimuuttuja kertoo, onko yrityksellä vähintään yksi tekoölypatentti. Taulukossa 2 mitataan tuottavuutta kolmesta eri näkökulmasta, joista ensimmäinen sarake mittaa työntekijän toimitusten kokonaisarvon luonnollisen logaritmin muutoksia, toinen sarake työntekijän arvonlisäyksen luonnollisen logaritmin muutoksia ja kolmas kokonaistuottavuuden luonnollisen logaritmin muutoksia. Taulukon tulosten perusteella tekoölypatenteilla on tilastollisesti merkitsevä ja positiivinen yhteys kaikkien selitettävien muuttujien kanssa. Tulosten perusteella tekoölypatentin hankkiminen lisää yritysten myynnin kokonaisarvoa keskimäärin 8,36 prosenttia, arvonlisäystä 8,9 prosenttia ja kokonaistuottavuutta 7 prosenttia.

Taulukko 2. Tekoölynnovaatioiden vaikutus yrityksen tuottavuuteen 1997-2016

	<i>Ln toimitusten kokonaisarvo per työntekijä</i>	<i>Ln arvonlisäys per työntekijä</i>	<i>Ln kokonaistuottavuus</i>
<i>Tekoäly (1/0)</i>	0,0836*** (0,0198)	0,0890*** (0,0228)	0,0700*** (0,0169)
<i>Ln osakepääoma</i>	0,269*** (0,000963)	0,257*** (0,00111)	
<i>Ikä</i>	-0,107*** (0,00205)	-0,113*** (0,00236)	0,00663** (0,00212)
<i>Monikansallinen (1/0)</i>	-0,0772*** (0,00256)	-0,0846*** (0,00294)	-0,00337 (0,00214)
<i>Yrityksen kiinteät vaikutukset</i>	Kyllä	Kyllä	Kyllä
<i>Kiinteät vaikutukset (vuosi)</i>	Kyllä	Kyllä	Kyllä
<i>Havainnot</i>	1 614 000	1 614 000	1 614 000
<i>R2-luku</i>	0,910	0,892	0,724

Huom. Vain teollisuusyritykset. Robustit keskivirheet klusteroitu NAICSin nelinumeroisella teollisuustasolla. *, ** ja *** merkitään 5 %, 1 % ja 0,1 % tilastollista merkitsevyyttä. Jokainen regressio sisältää vakion, joka ei näy taulukossa. Moniyksikkö-regressori ei muutu yrityksen sisäisessä spesifikaatiossa, joten sitä ei ole.

Regressiomallia hyödyntämällä saadaan tuloksia myös sekä tekoälypatenttien ja teollisuustyöntekijöiden määrän että tekoälypatenttien ja palkkauksen suhteesta. Tulosten perusteella tekoölyyn liittyvillä innovaatioilla ei ole juurikaan yhteyttä yrityksen omien työntekijöiden määrään. Tekoölynnovaatioiden ja palkan korrelaatiota mitattaessa tutkitaan yritysten sisällä palkkauksessa tapahtuvia suhteellisia muutoksia eri tulojen välillä. Tulosten perusteella tekoälypatentit kasvattavat suurimman ja pienimmän tulodesiilin suhdetta (90/10) suhdetta 4,5 prosenttia. Alderuccin ym. mukaan siis tekoölyyn innovointi johtaa tulojen epätasaisuuden kasvamiseen entisestään korkeatuloisten työntekijöiden tulojen kasvaessa nopeimmin. Koska myös mediaanituloisten palkat vaikuttavat kuitenkin kasvavan, ei tekoäly välttämättä aiheuta tulojen polarisaatiota.

Vaihtoehtoisessa tarkastelussa Alderucci ym. tutkivat innovaatioiden vaikutusta yritysten tuottavuuteen Difference-in-Difference-menetelmällä (*DiD-menetelmä*), joka kontrolloi endogeenisuutta tehokkaammin ja huomioi ryhmaspesifit aikatrendit. Menetelmässä yritys, jolla on vähintään yksi tekoälypatentti, yhdistetään mahdollisimman samanlaiseen yritykseen, jolla ei ole yhtäkään tekoälypatenttia. Yritysten työllisyyskasvun ja voittojen kasvun trendien tulee olla samanlaisia ennen koetta, joka tarkistetaan tutkimuksessa ennen regression luomista. Mallin regressioyhtälö voidaan kirjoittaa seuraavasti:

$$y_{it} = \alpha + \beta_1 AI_{it}(1|0) + \beta_2 POST + \beta_3 AI_{it} * POST + X_{it} + \varepsilon,$$

jossa β_1 -kerroin kertoo tekoälypatenttien aggregaattivaikutuksista selitettäviin muuttujiin, β_2 -kerroin aggregaattiaikatrendeistä ja β_3 -kerroin tekoälypatenttien vaikutuksen muutoksista ajan myötä.

Alla oleva taulukko 3 kuvaa samoja selitettävien muuttujien tuloksia, joita käsiteltiin myös lineaarisen mallin avulla. Kontrollit ovat samoja kuin aiemmin, mutta nyt lisänä on vuoden jälkeen -muuttuja, joka mahdollistaa yritysten välisten vaikutusten tutkimisen. Tulosten perusteella on hankala tutkia korrelaatioita, sillä lähestymistapa ei tuota juurikaan tilastollisesti merkitseviä tuloksia. Tutkittaessa Tekoäly x Vuoden jälkeen -muuttujasta voidaan huomata, että arvonlisäys per työntekijä -muuttujan kerroin on ainoa tilastollisesti merkitsevä kerroin.

Taulukko 3. Tekoälyinnovaatioiden vaikutus myyntiin, tuottavuuteen ja työvoiman rakenteeseen, 1997–2016.

	<i>Ln toimitusten kokonaisarvo per työntekijä</i>	<i>Ln arvonlisäys per työntekijä</i>	<i>Ln kokonaistuottavuus</i>	<i>Ln teollisuustyöntekijöiden osuus</i>
<i>Tekoäly (1/0)</i>	-0,00516 (0,0217)	0,0153 (0,0263)	0,0121 (0,0178)	-0,0313* (0,0149)
<i>Vuoden jälkeen (1/0)</i>	0,0349 (0,0251)	0,0601* (0,0305)	-0,0452* (0,0220)	0,00401 (0,0172)
<i>Tekoäly x Vuoden jälkeen</i>	-0,0274 (0,0290)	-0,0700* (0,0352)	0,0256 (0,0244)	-0,0103 (0,0199)
<i>Ln osakepääoma</i>	0,137*** (0,0113)	0,114*** (0,0137)	-0,0541*** (0,0103)	-0,0159* (0,00778)
<i>Ikä</i>	-0,0539 (0,0356)	0,00389 (0,0433)	0,0281 (0,0396)	-0,0201 (0,0244)
<i>Monikansallinen (1/0)</i>	-0,144*** (0,0429)	-0,162** (0,0520)	-0,0246 (0,0379)	-0,0194 (0,0295)
<i>Yrityksen kiinteät vaikutukset</i>	Kyllä	Kyllä	Kyllä	Kyllä
<i>Kiinteät vaikutukset (vuosi)</i>	Kyllä	Kyllä	Kyllä	Kyllä
<i>Havainnot</i>	8900	8900	8900	8900
<i>R2-luku</i>	0,958	0,942	0,808	0,788

Huom. Vain osuus teollisuusyrityksistä. Robustit keskivirheet klusteroitu NAICSin nelinumeroisella teollisuustasolla. *, ** ja *** merkitsevät 5 %, 1 % ja 0,1 % tilastollista merkitsevyyttä.

Lineaarisessa mallissa huomioon otettiin vain teollisuusyritykset, mutta DiD-menetelmässä tutkimus laajennetaan koskemaan myös muita yrityksiä kuin pelkästään teollisuusyrityksiä. Tällöin menetelmä onnistuu tuottamaan enemmän tilastollisesti merkitseviä tuloksia. Edeltävät kontrollimuutujat huomioon ottaen tekoälypatentit ovat tilastollisesti merkitsevästi ja positiivisesti korreloituneet työllisyyden ja voittojen (per työntekijä) luonnollisten logaritmien kanssa. Vähintään yhden tekoälypatentin omistamiseen yrityksessä liittyy 8,1 prosentin kasvu työllisyydessä ja 4,15 prosentin voittojen kasvu. Tämän lisäksi koeryhmässä, eli yrityksissä, joissa on vähintään yksi tekoälypatenti, löydetään 13,3 prosentin vuosittainen työllisyyskasvu ja 6,8 prosentin vuosittainen kasvu voitoissa. Tekoälyn patentoinnin jälkeiset positiiviset vaikutukset voittoihin toteutuivat kaikilla muilla sektoreilla paitsi teollisuus- ja finanssialalla. Myös DiD-menetelmää hyödynnettäessä tulonjaon epätasaisuus näyttää kasvavan kokeen jälkeisen vaikutuksen ollessa positiivinen kaikilla suhteilla. Hyvätuloisimman ja huonotuloisimman desiilin väliset tuloerot kasvavat 1,1 prosenttia, 90/50-suhteen 0,3 prosenttia ja 50/10-suhteen 1,4 prosenttia.

Acemoglu (2021) tunnistaa, että teoreettisesti tekoäly voisi parantaa työn tuottavuutta, luoda uusia työtehtäviä ja korostaa erityisesti niiden työtehtävien roolia, joissa ihmisillä on suhteellinen etu. Uusien työtehtävien tuomat hyödyt perustuvat tuottavuusvaikutukseen (*productivity effect*) ja uudelleensijoittamisvaikutukseen (*reinstatement effect*), jotka molemmat ovat positiivisia. Tuottavuusvaikutus on positiivinen pudonneiden kustannusten takia. Uudelleensijoittamisvaikutus on puolestaan positiivinen, sillä uudet ihmistaitoja vaativat työtehtävät siirtävät ihmiset takaisin tuotantoprosessiin erilaisiin tehtäviin kuin aiemmin. Positiivisten vaikutusten takia uudet työtehtävät sekä lisäävät työn tulo-osuutta että nostavat palkkoja ja/tai työllisyyttä. Uudelleensijoittamisen myötä palkat nousevat suhteellisesti enemmän kuin tuottavuus, jolloin työn tulo-osuus kasvaa. Esimerkkinä tekoälyn tuomista uusista työtehtävistä Acemoglu nostaa esille investoinnit koulutukseen. Nykyiset tekoälyinvestoinnit alalla mahdollistavat muun muassa automatisoidun arvioinnin ja verkkosisällön hyödyntämisen opinnoissa. Tämän lisäksi tekoälyyn investoimalla voidaan myös luoda uusia työtehtäviä ja parantaa opettajien tuottavuutta esimerkiksi muovaamalla opetusmateriaaleja oppilaiden omien vahvuuksien ja heikkouksien mukaan. Myös terveydenhoitoalalla tekoälyyn investoimalla voitaisiin tehostaa palveluiden henkilökohtaisuutta. Näiden positiivisten vaikutusten avulla voitaisiin teoreettisesti tasapainottaa liiallisen automaation tuomia negatiivisia seurauksia, joita käsitellään tarkemmin viidennessä luvussa.

3.2.1 Tekoälyn hyödyntäminen käytännössä

Tässä alaluvussa tutkitaan tarkemmin kahta tutkimusta, jotka nostavat esille, kuinka tosielämän kontekstissa voitaisiin käyttää tekoälyä hyödyksi tuottavuuskasvun näkökulmasta. Noy ja Zhang (2023) tutkivat tekoälyn käytön vaikutusta yksittäisten työtehtävien suorittamiseen ja havaitsivat, että generatiivisella tekoälyllä voidaan muokata työn rakennetta ja tehostaa sekä työn laatua että siihen käytettyä aikaa. Noy ja Zhang huomaavat, että työn tuottavuuden kasvu perustuu erityisesti substituutiovaikutukseen, jossa tekoäly korvaa osittain työntekijän panoksen. Noy ja Zhang löytävät ChatGPT:n parantavan työn laatua ja vähentävän siihen käytettyä aikaa, joten tulokset vaikuttavat pääosin samansuuntaisilta edeltävien tutkimustulosten kanssa. Tutkimuskohde on tosin hieman erilainen, sillä Noy ja Zhang tutkivat pelkästään generatiivisen tekoälyn ja tarkemmin ChatGPT:n tuottavuusvaikutuksia. Tutkimus on yhdysvaltalainen verkossa toteutettu koe, johon osallistui 444 korkeakoulutettua ja kokenutta ammattilaista. Tutkimukseen sisältyvät ammatit ovat markkinoija, hankeasiantuntija, konsultti, data-analyysoija, HR-ammattilainen ja johtotehtävissä työskentelevä henkilö. Ammattilaisten tehtävänä oli suorittaa kaksi kirjoitustehtävää, jotka sisälsivät noin 20–30 minuutin mittaisia tehtäviä kuten lehdistötiedotteiden, lyhyiden raporttien, analyysisuunnitelmien ja arkaluontoisten sähköpostien kirjoittamista. Tehtävät suunniteltiin niin, että ne muistuttaisivat mah-

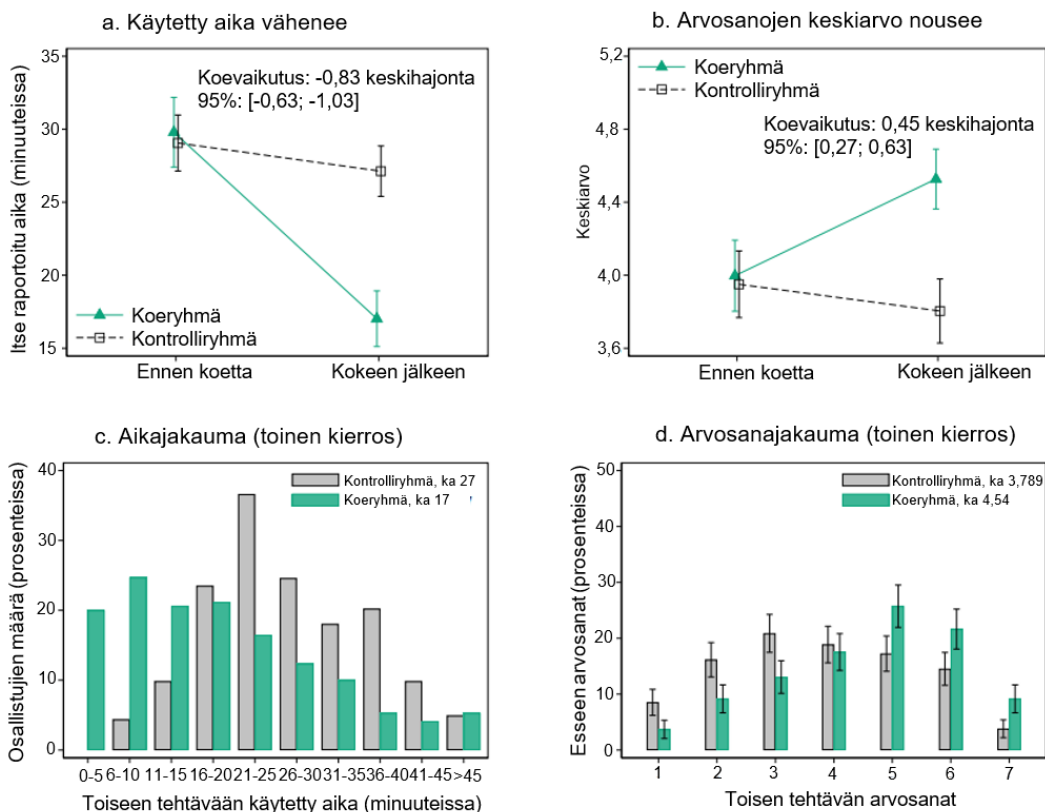
dollisimman paljon oikeita ammateissa kohdattavia työtehtäviä. Tehtävien laadukkaaseen suorittamiseen kannustettiin tarjoamalla palkkioita. Kannustimia oli kahdenlaisia: lineaarisia ja konveksisia. Lineaarissa järjestelmässä jokaisesta suoritetusta tehtävästä sai dollarin jokaista pistettä kohtaan (1–7). Konveksissa järjestelmässä osallistujat saivat pistettä vastaavan dollarin lisäksi 3 lisädollaria, jos tehtävän arvosana oli 6 tai 7. Jokaisen tehtävän arvioi kolme arvioijaa, jotka antoivat sekä kokonaisarvosanan että erilliset arvosanat kirjoituksen laadulle, sisällön laadulle ja tekstien omaperäisyydelle.

Generatiivisen tekoälyn vaikutusta tutkittiin jakamalla ammattilaiset kahteen ryhmän, joista toista koeryhmä sai käyttää ChatGPT:tä toisella tehtäväkierroksella. Kontrolliryhmä sen sijaan sai käyttää LaTeXin ohjelmaa Overleafia apunaan. Koeryhmää opetettiin ensimmäisen kirjoitustehtävän jälkeen käyttämään ChatGPT:tä, jota he pystyivät hyödyntämään toisessa kirjoitustehtävässä, jos he kokivat sen hyödylliseksi tehtävissä menestymisen kannalta. Tämän takia erityisesti ensimmäinen kirjoitustehtävä oli merkittävä, sillä siinä suoriutumisen avulla pystyttiin luomaan vertailupohja tekoälyn tuottavuusvaikutusten tutkimiselle. Tutkimuksessa kerätty data sisälsi ammattilaisten tuotokset, tehtäviin käytetyn kokonaisajan ja yksittäisiin tehtäviin käytetyn ajan, työtyytyväisyyden ja uskomukset automaatiosta. Osallistujien tuottavuutta tutkittiin minuutin välein. Tuottavuuden määrittelyä oli tehtävän parissa vietetty aktiivinen aika.

Tutkimustulokset vaikuttavat puhuvan tekoälyn hyötyjen puolesta. Toisessa kirjoitustehtävässä 81 prosenttia koeryhmästä päätti hyödyntää ChatGPT:tä. Koe- ja kontrolliryhmän välillä oli tutkimuksessa ainakin 60 prosenttiyksikön kokeellisesti aiheutettu ero ChatGPT:n käytössä toisella tehtäväkierroksella. Tämä johtui siitä, että noin 10–20 prosenttia myös kontrolliryhmästä käytti ChatGPT:tä tehtävien suorittamisesta, sillä vaikka heidän ei kuulunut toisella kierroksella käyttää ChatGPT:tä, ei sitä myöskään ollut kielletty heiltä. Tämän takia tutkimuksessa esitetyt alarajat ChatGPT:n vaikutuksesta tuottavuuteen ovat alempia verrattuna tilanteeseen, jossa kontrolliryhmästä kukaan ei olisi käyttänyt ChatGPT:tä. Tämän lisäksi tutkimuksen tehtävät olivat suhteellisen lyhyitä, eivätkä ne vaatineet kontekstispesifiä osaamista, mikä voi puolestaan antaa liian optimisten kuvan ChatGPT:n hyötyvaikutuksista.

Alla oleva kuvio 3 kertoo koe- ja kontrolliryhmän tuottavuustulokset sekä tehtäviin käytetystä ajasta että tehtävien arvosanoista. Paneeli A kertoo osallistujien itse raportoimasta tehtäviin käytetystä ajasta. Kuvion perusteella voidaan huomata, että koeryhmän (värillinen suora viiva) tehtäviin käytetty aika putoaa huomattavasti enemmän kokeen myötä kuin katkoviivalla merkityllä kontrolliryhmällä. Koe laskee tehtäviin käytettyä aikaa 0,83 keskihajonnan verran. Paneeli B:n perusteella koeryhmän keskiarvosanat nousivat myös 0,45 keskihajonnan verran. Tulokset olivat melko samanlaisia tarkasteltavasta arvosanasta riippumatta. Kontrolliryhmän arvosanat puolestaan laskivat. Paneeli C kuvaa toisen kirjoitustehtävän jakaumaa tehtäviin käytetystä ajasta ja paneeli D toisen kierroksen arvosanjakaumaa. Koeryhmän aika laski 10 minuuttia eli 37 prosenttia suhteessa kontrolliryhmään, jonka keskiarvo on 27 minuuttia. Paneelin C mukaan koeryhmän käyttämä aika toiseen kirjoitustehtävään on huomattavasti lyhyempi kuin kontrolliryhmän, sillä koeryhmästä suurin osa suoritti kirjoitustehtävän 6–10 minuutissa, kun taas kontrolliryhmän suurin ryhmä oli 21–25 minuutissa tehtävän suorittaneet. Koeryhmän jakauma siirtyi selkeästi toisen kirjoitustehtävän jälkeen vasemmalle tarkoittaen nopeampaa työtä kuin aiemmassa tehtävässä. Paneelin D mukaan myös toisessa tehtävässä koeryhmän arvosanat olivat kontrolliryhmää korkeampia. Koeryhmän keskiarvo asteikolla 1–7 oli 4,54 ja kontrolliryhmän 3,789. Koeryhmän suurin ryhmä oli arvosanan 5 saaneet ja kontrolliryhmän arvosanan 3 saaneet. Myös arvosanojen jakaumaa tutkittaessa voidaan huomata, että koeryhmän jakauma on siirtynyt oikealle viitaten toisen kirjoitustehtävän parempaan suoritukseen. Tulokset eivät eroa sen perusteella, onko tutkimuksessa käytetty lineaarista vai konveksia kannustinjärjestelmää.

Kuvio 3. Kokeen vaikutukset käytettyyn aikaan ja arvosanoihin



Lähde: Noy ja Zhang, 2023

Huom. Paneelit A ja B kertovat itse raportoituista ajoista ja keskiarvoista ensimmäisessä ja toisessa tehtävässä erikseen koe- ja kontrolliryhmässä. Keskiarvot ovat 95 prosentin luottamusväleillä. Paneelit kuvaavat koemuuttujan (dummy-muuttuja) kerrointa, joka perustuu henkilö-arvioijatason OLS-regressioon, jossa riippuva muuttuja on henkilön erot tehtävien välillä. Paneelit C ja D kuvaavat lopputuleman jakaumaa koe- ja kontrolliryhmän välillä.

Myös yksilötasolla ensimmäisellä kierroksella matalan arvosanan saaneet koeryhmän jäsenet sekä nostivat arvosanaansa että vähensivät kirjoitustehtäviin käytettyä aikaa. Ne, jotka saivat jo ensimmäisessä kirjoitustehtävässä korkeamman arvosanan, ylläpitivät arvosanansa, mutta tehtäviin käytetty aika väheni. Myös tuottavuuden jakauma laski selkeästi koe- ja kontrolliryhmän välillä. Kontrolliryhmässä arvosanan korrelaatio ensimmäisen ja toisen tehtävän välillä 0,491 koeryhmän korrelaation ollessa maltillisempi 0,248. Koeryhmän korrelaatio on noin puolet kontrolliryhmän korrelaatiosta, mikä viittaa siihen, että koeryhmän sisäiset erot puolittuivat. Tämän perusteella voidaan päätellä, että koeryhmän arvosanojen parantuminen perustui pääosin ensimmäisessä kirjoitustehtävässä heikommin menestyneiden osallistujien tuloksen parantumiseen toisessa tehtävässä eli huonommin menestyneet hyötyivät enemmän ChatGPT:stä.

Noyn ja Zhangin mukaan työntekijöiden tuottavuutta voidaan parantaa ChatGPT:n avulla kahdella tavalla: substituution tai komplementaation kautta. ChatGPT:n korvattaessa työntekijöitä se voisi nopeasti ja tehokkaasti tuottaa työntekijöille tehtäviin tarvittavia osia, joita työntekijät voisivat suoraan hyödyntää ja näin säästää aikaa tehtävän suorittamisessa. Noy ja Zhang näkevät potentiaalia sille, että ihmiset ja ChatGPT yhteistyössä voisivat luoda yhdessä jotain enemmän kuin pelkästään niiden osat yhteenlaskettuna, mikä korostaa ihmisen ja tekoälyn komplementaarista luonnetta. Tällaisia tilanteita voisi esimerkiksi olla ChatGPT:n käyttäminen aivoriivessä tai luonnosteluvaiheessa, jonka jälkeen työntekijä itse voisi tehdä lopullisen muokkauksen työtehtävässä. Noyn ja Zhangin tulokset vaikuttavat tosin puhuvan substituution puolesta eli ChatGPT pääosin nosti tuottavuutta korvaa-

malla työntekijöiden panosta. Osallistujien raporttien mukaan 68 prosenttia osallistujista käytti tehävässä suoraan ChatGPT:n tuotosta muokkaamatta sitä. Aktiivisella tarkkailulla tutkimuksessa huomataan myös, että osallistujat käyttivät keskimäärin vain kolme minuuttia tehtävän parissa ison tekstmäärän lisäämisen jälkeen, mikä voisi viitata siihen, että teksti on saatu käyttämällä ChatGPT:tä. Tulosten perusteella ChatGPT:n yhtenä merkittävimmistä kontribuutioista olikin muokata kirjoitustehtävän rakennetta. Ensimmäisessä kirjoitustehtävässä osallistujat käyttivät keskimäärin 25 prosenttia aivoriiheen, 50 prosenttia tekstin luonnosteluun ja loput 25 prosenttia tekstin muokkaamiseen. ChatGPT:n käytön mahdollistamisen jälkeen luonnostelun rooli laski yli puolet ensimmäisen tehtävän osuudesta nostaten tekstin lopullisen muokkaamisen roolia yli puolella. Kontrolliryhmässä luonnostelu oli myös toisella kierroksella selkeästi eniten aikaa vievä osa tehtävästä. Valitettavasti kirjoitustehtävien epäkohtien lisäksi tutkimustuloksia ei kuitenkaan voi yleistää myöskään siksi, että tutkimuksessa huomioitiin pelkästään henkilöitä tietyllä koulutus- ja ammattitautalla. Ammattien vaihtaminen toisiin voisi muokata huomattavastikin tutkimustuloksia erinäisten epäsuorien vaikutusten myötä.

Brynjolfsson, Li ja Raymond (2023) tutkivat generatiivisen tekoälyn tuomia tuottavuusvaikutuksia teknisen tuen työntekijöiden keskuudessa. Brynjolfsson ym. havaitsivat, että tekoälytyökalun käyttöönotto yrityksessä toi mukanaan positiivisia tuottavuushyötyjä. Työntekijöiden onnistuneiden keskusteluiden määrä kasvoi kuten myös onnistuneiden keskusteluiden osuus ja yleisesti tunnistettujen keskusteluiden määrä. Lisäksi tekoälytyökalun avulla keskusteluihin käytetty aika väheni. Eriyisesti tehokkuudeltaan ja osaamiseltaan heikoimmat työntekijät vaikuttavat hyötävän eniten tekoälyn käyttöönotosta, mikä tukee Noyn ja Zhangin (2023) tutkimustuloksia. Tutkimuksessa keskitytään tosin vain kapeaan tehtävään, eivätkä näin tulokset ole välttämättä yleistettävissä muihin työtehtäviin.

Tutkimus toteutettiin luonnollisessa ympäristössä, jossa generatiivinen tekoälytyökalu luotiin ohjaamaan keskustelua asiakaspalvelutilanteissa. Luonnollisella ympäristöllä tutkimuksessa viitattiin siihen, että asiakaspalvelijat jatkoivat työtehtäviään normaalisti tutkimuksen aikana ja ainoa poikkeus normaaliin tilanteeseen oli se, että nyt työtehtävien tukena oli tekoälytyökalu. Tutkimuksen kohteena oleva yritys oli yksi Fortune 500 –yrityksistä, joka on erikoistunut tarjoamaan liiketoimintaohjelmistoja pienille ja keskisuurille yrityksille Yhdysvalloissa. Tekoälytyökalu, jonka käyttöönottoa datafirmassa tutkittiin, yhdistää ChatGPT:n uusimman version ja koneoppimisalgoritmeja, jotka on nimennetty hienosäädetyksi asiakaspalvelua varten. Mallia koulutettiin edelleen toisistaan huomattavasti eroavien asiakas-työntekijäkeskusteluiden avulla. Tekoäly-yritys käytti tätä dataa apuna luodessaan keskustelupohjia, jotka ennustivat parhaiten tiettyjä tarkkuustasoja tai käsittelyaikoja. Käyttöönoton jälkeen tekoälytyökalu loi kaksi tuotosta: tosiaikaisia vastausehdotuksia työntekijöille ja vastauksia datayrityksen sisäisen dokumentaation relevantteihin teknisiin ongelmiin. Työkalun antamat ehdotukset perustuivat kyseisen keskustelun historiaan. Tekoälysystemin tarkoituksena ei ollut korvata työntekijöitä, vaan olla työntekijöiden tukena. Tämä tuli esille muun muassa sitä kautta, että tekoälytyökalun antamat suositukset annettiin ainoastaan työntekijälle, joka sai vapaasti päättää, käyttikö hän niitä vai ei. Tilanteissa, joihin tekoälyä ei koulutettu riittävästi, tekoäly ei pystynyt tarjoamaan suosituksia, jolloin työntekijä joutui toimimaan yksin. Koska tekoälysystemi oli koulutettu tosielämän tilanteiden avulla, joissa työntekijät eroavat osaamiseltaan, oppi tekoäly tunnistamaan vahvan ja heikon ammattitaidon omaavat työntekijät onnistuneiden ja epäonnistuneiden puheluiden pohjalta. Tunnistamalla toisistaan osaamiseltaan eroavat työntekijät voitiin osaamista jakaa tehokkaammin myös työntekijöiden kesken.

Yrityksellä on sekä Yhdysvalloissa että ulkomailla teknisen tuen työntekijöitä, jotka työskentelevät pääosin chat-palveluissa avustamalla yhdysvaltalaisia yrityksiä teknisten kysymysten parissa. Tutkimuksen otoksessa suurin osa oli Filippiineillä työskenteleviä asiakaspalvelijoita ja pienempi osa

Yhdysvalloissa ja muissa maissa työskenteleviä. Tutkimuksessa työntekijät jaettiin kahteen ryhmään. Koeryhmään kuuluivat työntekijät, jotka saivat kokeessa käyttöönsä tekoälytyökalun toisella kierroksella. Koeryhmää tarkastellaan sekä tekoälytyökalua edeltävältä että jälkeiseltä ajalta. Kontrolliryhmään kuuluivat ne työntekijät, jotka eivät saaneet käyttöönsä ollenkaan uutta tekoälytyökalua tutkimuksen aikana. Kokonaisuudessaan tutkimuksessa tutkittiin 3 miljoonaa keskustelua 5179 työntekijältä, joista 1,2 miljoonaa keskustelua 1636 työntekijältä oli tekoälytyökalun käyttöönoton jälkeiseltä ajalta. Brynjolfsson ym. (2023) keskittyivät tarkastelemaan, kuinka monta keskustelua työntekijä onnistuu ratkaisemaan tunnissa onnistuneesti. Onnistuneiden keskustelujen ratkaisumäärä perustui työntekijän keskimääräiseen keskustelun ratkaisuaikaan, tunnissa käsiteltävien keskustelujen määrään ja niiden keskusteluiden osuuteen, jotka on ratkaistu onnistuneesti. Tämän lisäksi tutkimuksessa tutkittiin työntekijöiden asiakastytyväisyyspisteitä (Net Promoter Score, lyh. NPS). NPS saadaan vähentämällä puhelun jälkeen tyytyväisten asiakkaiden osuudesta tyytymättömien asiakkaiden osuus. Kaikkia työntekijöitä ei käytetä kaikkien mittaustapojen tutkimiseen. Ainoastaan keskimääräinen käsittelyaika ja keskustelujen määrä tunnissa ovat sellaisia mittoja, joista on saatavilla kaikkien työntekijöiden kuukausittainen data.

Tulosten perusteella kontrolliryhmällä ja koeryhmällä on kokeen jälkeen selkeitä eroja tehokkuudessa. Keskimääräinen keskustelujen määrä kuukaudessa kontrolliryhmällä on 83 ja koeryhmällä 188. Myös keskimääräinen keskusteluaika on pidempi kontrolliryhmällä, 43 minuuttia, kun taas koeryhmän keskusteluaika on 35 minuuttia. Onnistuneesti ratkaistujen keskustelujen määrä tunnissa on myös koeryhmällä parempi, 2,5 keskustelua, verrattuna kontrolliryhmään, joilla onnistuneita keskusteluita oli tunnissa 1,7. Myös asiakastytyväisyys oli hieman korkeampi koeryhmällä kuin kontrolliryhmällä, 80 pistettä verrattuna 78 pisteeseen. Tulosten tulkinta ei kuitenkaan ole täysin suoraviivaista, sillä koeryhmän koetta edeltävän ajan tulokset eroavat hieman kontrolliryhmästä. Koeryhmällä oli jo ennen koetta enemmän keskusteluja kuukaudessa verrattuna kontrolliryhmään koeryhmän keskustelujen määrän ollessa 147. Myös onnistuneiden keskustelujen osuus kaikista keskusteluista kuten myös onnistuneiden keskustelujen absoluuttinen määrä oli parempi koeryhmässä. Koeryhmässä onnistuneiden keskustelujen määrä ennen koetta oli 2. Asiakastytyväisyys ei puolestaan muuttunut koeryhmässä ennen ja jälkeen kokeen. Pääosin kuitenkin koeryhmän sisällä ennen ja jälkeen kokeen tulokset ovat muuttuneet keskustelujen määrän, käsittelyajan ja onnistuneiden keskustelujen määrän parantuessa kokeen jälkeen.

Tekoälysuositusten ja tulosten parantumisen kausaliteettisuhteen tarkastelemiseksi Brynjolfsson ym. (2023) estimoivat seuraavan mallin, joka perustuu DiD-menetelmään:

$$y_{it} = \delta_t + \alpha_i + \beta_t AI_{it} + \gamma X_{it} + \epsilon_{it},$$

jossa y_{it} kuvaa riippuvia muuttujia, joita tässä tutkimuksessa ovat edellä mainitut mittaustavat työntekijällä i vuosi-kuukausitasolla t . AI_{it} on dummy-muuttuja, joka saa arvon yksi, jos työntekijällä i on ollut oikeus käyttää tekoälytyökalua ajankohtana t . δ_t kuvaa regression vuosi-kuukausi kiinteitä vaikutuksia, jolla kontrolloidaan ajasta riippuvaisia tekijöitä kuten kvartaalitalouden loppua. Tämän lisäksi mallissa kontrolloidaan ajasta riippumattomia työntekijätason kiinteitä vaikutuksia α_i ja työntekijöiden työsuhteen pituutta. Keskiarvot ovat klusteroitu sekä työntekijätasolla että työntekijän sijainnin tasolla.

Tulosten perusteella tekoälytyökalun käyttöönotto yrityksessä toi mukanaan positiivisia tuottavuushyötyjä. Kun tutkitaan tuloksia koskien päämittaustapaa eli tunnissa onnistuneiden keskustelujen määrää, tekoälytyökalu paransi onnistuneiden keskustelujen määrää tunnissa noin 0,47 keskustelulla, joka vastaa 22,2 prosenttia kasvua alkuperäisestä keskiarvosta 2,12. Kun kontrolloidaan kaikkia edellisessä kappaleessa mainittuja kontrolleja, tekoälytyökalu nosti onnistuneiden keskustelujen määrää tunnissa 0,30 keskustelulla, joka vastaa noin 13,8 prosenttia.

Brynjolfsson ym. (2023) löytävät positiivisia tuloksia myös muista tekoälyn hyödyllisyyttä mittaavista tekijöistä. Keskimääräinen keskustelun käsittelyaika tippui tilastollisesti merkitsevästi noin 3,8 minuutilla. Käsittelyajan lyhentymisen ei määrittele mahdollisia asiakaspalvelun laadussa tapahtuneita muutoksia, mutta tutkimuksessa pidetään yleisesti käsittelyajan lyhentymistä parannuksena. Myös tunnissa käsiteltävien keskustelujen määrä nousi noin 0,37 keskustelun verran. 0,37 keskustelun nousu voidaan muuttaa noin 14 prosentin kasvuksi alkuperäisen keskiarvon ollessa 2,6. Tekoälytyökalun avulla onnistuttiin nostamaan onnistuneesti myös suoritettujen keskustelujen määrän osuutta noin 1,3 prosenttiyksiköllä. Brynjolfsson ym. (2023) pitävät tätä tulosta taloudellisesti tosin melko vaatimattomana, sillä alkuperäinen onnistuneiden keskustelujen osuus oli 82 prosenttia. NPS vaikuttaisi tulosten perusteella laskevan 0,128 pistettä, mutta asiakastytyväisyydestä tutkimuksessa ei kuitenkaan saada tilastollisesti merkitseviä tuloksia.

Tekoälytyökalun tuomien tuottavuushyötyjen lisäksi Brynjolfsson ym. havaitsivat tuottavuusvaikutusten vaihtelevan eri tason työntekijöiden välillä. Tulosten perusteella vaikuttaa siltä, että tekoälytyökalu vaikuttaa enemmän heikomman ammattitaidon työntekijöiden tuottavuuteen. Työntekijät, jotka kuuluvat niin sanottuun heikoimpaan viidennekseen kokivat tekoälyn avustavien toimintojen myötä 35 prosentin kasvun onnistuneiden keskusteluiden määrässä tunnissa. Vahvimmassa viidenneksessä tekoälytyökalu ei tuonut lainkaan tuottavuushyötyjä. Muissa kvintiileissä tuottavuushyödyt pyörivät kymmenen ja kahdenkymmenen prosentin välillä. Sama ilmiö on myös huomattavissa tutkittaessa työntekijöitä sen perusteella, kuinka kauan he ovat työskennelleet yrityksessä. Niille, jotka ovat työskennelleet yli vuoden yrityksessä, tekoälytyökalun käyttöönotto jopa laski hieman onnistuneiden keskusteluiden määrää. Puolestaan juuri aloittaneilla tekoälytyökalu nosti onnistuneiden keskusteluiden määrää jopa 35 prosentilla. Yhdestä kahteen kuukautta yrityksessä työskennelleet kokivat hieman yli 20 prosentin nousun onnistuneiden keskusteluiden määrässä. Lopuissa kvintiileissä vaikutus oli noin 10–20 prosentin luokkaa.

Myös muissa lopputulemissa tehokkuudeltaan ja osaamiseltaan heikoimmat työntekijät vaikuttavat hyötyvän eniten tekoälyn käyttöönotosta. Heikoimmassa viidenneksessä keskimääräinen käsittelyaika laski melkein 15 prosenttia, kun taas vahvimmassa viidenneksessä käsittelyaika ei muuttunut juuri lainkaan. Kaikissa ryhmissä tunnissa käytyjen keskustelujen määrä nousi, mutta heikoimmassa viidenneksessä huomattavasti eniten, sillä keskustelujen määrä kasvoi melkein 25 prosenttia, kun taas vahvimmassa viidenneksessä nousu oli alle 10 prosenttia. Muissa kvintiileissä vaikutus oli hieman yli 15 prosenttia. Onnistuneiden keskusteluiden osuus kasvoi heikoimmassa ja toiseksi heikoimmassa kvintiilissä, mutta laski muissa. Heikoimmassa kvintiilissä osuus nousi yli 10 prosenttia ja toiseksi heikoimmassa alle 5 prosenttia. Vahvimmassa kvintiilissä osuus laski yli 5 prosenttia. Asiakastytyväisyydessä on huomattavissa samanlainen kaava kuin muissa mitattavissa tekijöissä. Heikoimmassa kvintiilissä NPS-pisteet kasvoivat noin 7,5 prosenttia. Toisessa kvintiilissä kasvu oli noin 2,5 prosenttia, kolmannessa vaikutusta ei ollut lainkaan ja kahdessa vahvimmassa kvintiilissä NPS-pisteiden lasku on muutaman prosentin luokkaa.

Tulokset ovat samanlaisia verrattaessa työntekijöitä niiden yrityksessä vietetyn ajan perusteella. Ne, jotka ovat olleet lyhyimmän ajan yrityksessä, kokivat suurimmat vaikutukset kaikilla mittausaivoilla. Juuri aloittaneiden keskimääräinen käsittelyaika laski yli 15 prosenttia, kun taas yli vuoden työskennelleet kokivat noin 5 prosentin käsittelyajan laskun. Juuri aloittaneilla keskustelujen määrä tunnissa kasvoi yli 30 prosenttia, yli vuoden olleilla kasvua oli vain pari prosenttia. Myös onnistuneiden keskustelujen osuudessa juuri aloittaneiden kasvu oli noin 8 prosenttia, kun taas yli vuoden yrityksessä työskennelleet kokivat onnistuneiden keskustelujen määrässä parin prosentin laskun. NPS-pisteet nousivat noin 10 prosenttia keskimäärin juuri aloittaneilla ja yli vuoden olleilla NPS-pisteet laskivat pari prosenttia.

Vaikuttaisi siis siltä, että tekoäly näyttää suosivan vähemmän tehokkaampia ja uusia työntekijöitä mahdollisesti jopa kokeneempien ja tehokkaampien työntekijöiden kustannuksella. Toisaalta Brynjolfsson ym. (2023) tunnistavat tutkimalla työntekijöiden keskustelujen sisältöä, että tekoälyn antamat ehdotukset johtavat heikomman osaamisen työntekijöitä kommunikoimaan tehokkaammin vahvemmin osaamisen työntekijöiden kanssa. Tutkimustulosten perusteella matalan osaamisen työntekijät ovat todennäköisemmin lähestymässä korkean osaamisen työntekijöitä kuin päinvastoin. Tekoälytyökalun käyttöönotto toi matalimman ja korkeimman osaamisen kviintilin työntekijöiden keskimääräisen tekstin 0,55 samankaltaisuudesta 0,61 samankaltaisuuteen. Kun tätä verrataan yhden korkean tason työntekijän samankaltaisuuteen 0,73, muutos tekoälyn käyttöönoton myötä on merkittävä.

Brynjolfsson ym. tarjoavat yhtenä perusteluna sille, miksi tekoälytyökalu ei näytä tuovan tuottavuushyötyjä korkean osaamistason työntekijöille tekoälyn antamien suositusten noudattamatta jättämisen. Tutkimuksessa työntekijät jaettiin kvintiileihin sen mukaan, kuinka tehokkaasti he noudattivat tekoälyn antamia suosituksia ensimmäisen kuukauden aikana. Työntekijöille alimmassa eli vähiten tekoälyä noudattavassa kvintiilissä tuottavuushyödyt olivat noin 10 prosentin luokkaa. Mitä korkeampaa kvintiiliä tutkittiin, sitä suurempia tekoälyn tuomat tuottavuushyödyt olivat. Korkeimmassa kvintiilissä tuottavuushyödyt ovat melkein 25 prosentin luokkaa. Tekoälysuositusten noudattaminen vaikuttaa myös olevan negatiivisesti korreloitunut keskimääräisen käsittelyajan ja positiivisesti korreloitunut tunnissa suoritettujen keskustelujen määrän kanssa. Onnistuneiden keskustelujen ja NPS-pisteiden suhteen korrelaatio on hieman epäselvempi kuitenkin korkeimpien kvintiilien saadessa pääosin parhaimmat tulokset. Tutkimustulosten perusteella yli vuoden töissä työskennelleet vaikuttaisivat noudattavan vähemmän tekoälysuosituksia verrattuna alle kolme kuukautta yrityksessä työskennelleisiin. Sama ilmiö on huomattavissa myös korkean ja matalan osaamistason työntekijöissä matalan osaamistason työntekijöiden käyttäessä useammin tekoälytyökalun suosituksia. Toisaalta vaikuttaisi siltä, että kun työntekijöitä tutkitaan pidemmän aikaa, alkavat pidempään yrityksessä olleet ja korkean osaamistason työntekijät saavuttamaan uusien ja heikomman osaamisen työntekijöitä. Aiemmin esitellyissä tutkimustuloksissa ei otettu huomioon, että osa työntekijöistä voi alkaa vasta hieman myöhemmin tekoälytyökalun käyttöönotosta hyödyntämään sen tarjoamia suosituksia, jolloin tutkimustulokset eri työntekijäryhmien välillä voisivat olla nykyisistä selkeästi poikkeavia.

4 Tekoälyn vaikutukset ammatteihin ja aloihin

Tässä luvussa tutustutaan tarkemmin, mitä aiempi tutkimuskirjallisuus kertoo yleisesti tekoälyn vaikutuksista ammatteihin ja aloihin. Vaikka onkin erityisen tärkeä ymmärtää, mitä kanavia pitkin tekoäly voi vaikuttaa tuottavuuteen, on myös yhtä tärkeää tunnistaa, missä ammateissa ja millä aloilla suurimmat tekoälyn vaikutukset todennäköisesti eniten näkyvät. Tunnistamalla ne alat, joihin tekoäly vaikuttaa eniten, voidaan tekoälyä oppia hyödyntämään tehokkaammin ja samalla voidaan myös pohtia, onko tarpeen, että tällä hetkellä vähemmän tekoälystä hyötyvien ammattien ja alojen tulisi aktivoitua tekoälyn hyödyntämisen suhteen.

Felten, Raj ja Seamans (2023) tutkivat erityisesti suurten kielimallien kuten ChatGPT:n vaikutuksia ammatteihin ja aloihin. Feltenin ym. mukaan ammatteja, joihin kielimallit eniten vaikuttavat ovat puhelinmyyjät ja toisen asteen jälkeisen (*post-secondary school*) koulutuksen opettajat kuten esimerkiksi historian opettajat sekä äidinkielen ja kirjallisuuden opettajat. Tulosten perusteella puolestaan alat, joihin kielimallien edistysaskeleet eniten vaikuttavat ovat lakipalvelut, hyödykesopimusala ja sijoitusala. Felten ym. käsittelevät kuitenkin vain osaa tekoälystä, ja kirjoittajat toteavat itsekin mitan olevan heikosti käyttökelpoinen esimerkiksi robotiikan vaikutusten tutkimuksen kannalta. Felten ym. (2023) käyttävät tutkimuksessaan Feltenin ym. (2021) luomaa AIOE-mittaa (*AI Occupational Exposure*, suom. ammattien altistuminen tekoälylle), joka mittaa sitä, mitkä ammatit, alat ja

maantieteelliset alueet altistuvat eniten tekoälylle myös muista kuin suurten kielimallien näkökulmasta.

AIOE-mitta perustuu matriisiin, joka yhdistää tekoälyn sovellukset ja ihmistaidot toisiinsa, jolloin voidaan laskea yksittäisten ammattien altistuminen tekoälylle. Matriisissa huomioidut tekoälyn sovellukset perustuvat EFF-dataan (*Electronic Frontier Foundation*). Näitä sovelluksia ovat abstraktit strategiapelit, reaaliajassa pelattavat videopelit, kuvantunnistus, visuaalisiin kysymyksiin vastaaminen, kääntäjä, puheentunnistus ja instrumentaalisten kappaleiden tunnistaminen. Ihmistaidot puolestaan perustuvat Yhdysvaltojen työministeriön O*NET-dataan (*Occupational Information Network*). Tutkimuksessa huomioituja ihmistaitoja on 52, joista esimerkkinä toimivat puheen ymmärtäminen, suullinen ilmaisu ja induktiivinen päättely. Näitä ihmistaitoja käytetään O*NET-datassa kuvailemaan ammatteja, joita on mukana matriisissa yli 800.

Felten ym. (2023) määrittelevät taitotason altistumisen tekoälylle, siten että

$$A_{ij} = \sum_{i=1}^{10} x_{ij},$$

jossa i viittaa tekoälyn sovellukseen, j ihmistaitoihin ja x viittaa sovelluksen ja ihmistaidon väliseen suhteeseen. Määritelmän avulla voidaan johtaa AIOE-mitta, yksittäisille ammattiteille, siten että:

$$AIOE_k = \frac{\sum_{j=1}^{52} A_{ij} \times L_{jk} \times I_{jk}}{\sum_{j=1}^{52} L_{jk} \times I_{jk}},$$

jossa i on tekoälysovellus, j on ihmistaito ja k viittaa ammattiin.. Taitojen altistumista tekoälylle painotetaan sekä taidon yleisyyden, L_{jk} , että tärkeyden, I_{jk} , perusteella jokaiselle ammatille erikseen.

Alkuperäisessä AIOE-mitassa jokainen tekoälyn sovellus on samanpainoinen. Feltenin ym. (2023) keskittyvät nimenomaan kielimalleihin, jolloin kielimallin LLM paino $\alpha_{i=LLM}$ saa arvon 1 ja muut tekoälyn sovellukset $\alpha_{i \neq LLM}$ arvon nolla. Näin ollen Felten ym. arvioivat altistumista tekoälylle niiden taitojen suhteen, jotka ovat olennaisia kielimallien näkökulmasta. Tämän jälkeen voidaan laskea erikseen jokaiselle ammatille, kuinka voimakkaasti ne ovat altistuneet kielimallien kehityksille.

Mikäli AIOE-mitassa otetaan muita tekoälyn sovelluksia kielimallien lisäksi huomioon, ei eniten altistuneet ammatit olekaan yllä mainitut ammatit. Feltenin ym. (2021) tutkimuksessa yksikään opettajan ammatti ei mahdu edes 20 eniten tekoälylle altistuneimpaan ammattiin. Eniten altistuneita ammatteja kaikki tekoälyn sovellukset huomioiden ovat esimerkiksi perinnöllisyysneuvojat, finanssialan tarkastajat, aktuaarit ja sisäänostajat. Kuten voidaan huomata, ammatit keskittyvät enemmän kaupalliseen alaan ja yleisesti toimistotöihin, kun kaikki tekoälysovellukset otetaan huomioon. Tekoälylle vähiten altistuneet ammatit ovat tyypillisesti fyysisiä ammatteja kuten esimerkiksi tanssija, personal trainer ja maalari.

Felten, Raj ja Seamans (2021) tutkivat eniten yleisesti tekoälyn sovelluksille altistuvia toimialoja ja maantieteellisiä sijainteja. Nämä tulokset on saatu hyödyntämällä AIOE-mittaan kaltaista AIIIE-mittaa (*AI Industry Exposure*, suom. alojen altistuminen tekoälylle) ja AIGE-mittaa (*AI Geographic Exposure*, suom. maantieteellinen altistuminen tekoälylle). AIIIE saadaan ottamalla AIOE:sta painotetut keskiarvot perustuen toimialojen työllisyyteen. Aineistona toimialojen työllisyydestä hyödynnetään NAICSin (*North American Industry Classification System*) dataa vuodelta 2019 tai viimeisimmältä saatavissa olevalta vuodelta. Maantieteellisen tason AIGE-mitta saadaan puolestaan ryhmittämällä AIIIE maantieteellisen sijainnin perusteella, tässä tutkimuksessa Yhdysvaltojen maakunta- ja osavaltiotasolla. Felten ym. hyödyntävät FIPS-koodien (*Federal Information Processing System*) avulla jaoteltua alueiden työllisyysdataa vuodelta 2019.

Tutkimustulosten perusteella eniten tekoälyn vaikutuksen alaisia toimialoja ovat arvopapereihin, hyödykesopimuksiin ja muihin rahoitussijoituksiin liittyvät toiminnot, kirjanpito, verotus ja palkan laskentapalvelut sekä vakuutus- ja työsuhde-etuusrahastoon liittyvät toiminnot. Kielimalleihin keskittyneen mitan tavoin eniten tekoälylle altistuvat toimialat vaikuttavat olevan toimistotyöhön ja finanssialaan liittyviä toimialoja. Kasvinviljelyn tukitoiminta, palvelut rakennuksille ja asunnoille sekä erilaiset urakoitsijapalvelut ovat puolestaan vähiten tekoälylle altistuvia aloja. Kuten ammattien kohdalla, nämä toimialat ovat enemmän fyysistä työtä vaativia toimialoja. AIGE-mitan perusteella ainakin Yhdysvalloissa näyttäisi olevan tiettyjä alueita, jotka ovat ammattien keskittymisen vuoksi altistuneet tekoälyn vaikutuksille vahvemmin kuin toiset. Keskimääräisesti vaikuttaisi siltä, että kaupunkimaakunnat ovat enemmän altistuneita tekoälylle kuin maalaismaakunnat. Tämä ei tosin ole täysin yksiselitteistä, sillä kuten Felten ym. nostavat esille, esimerkiksi Iowan osavaltiossa on useita maakuntia, joissa tekoälylle altistuminen on suhteellisen voimakasta, vaikka Iowa on pääsääntöisesti maaseutua.

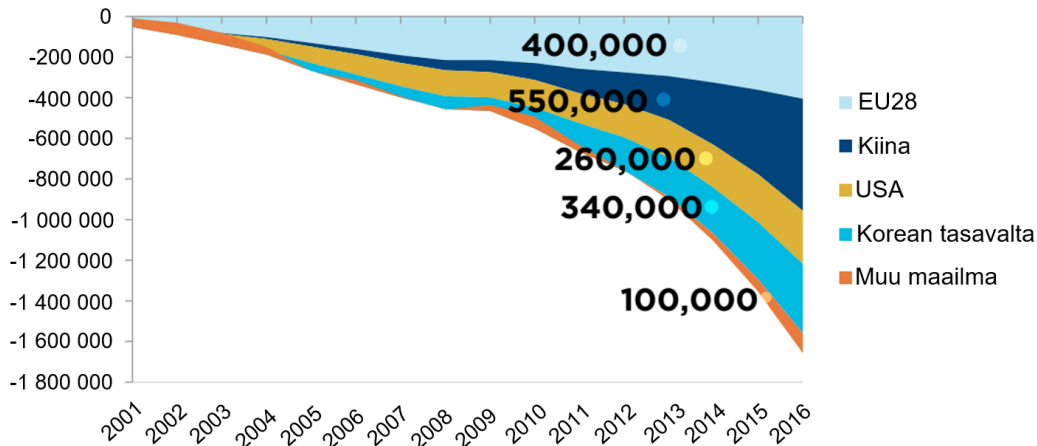
Oxford Economics (2019) tutkii toimialoja, jotka todennäköisimmin altistuvat eniten roboteille. Raportissa tunnistetaan robottien vaikutus teollisuuteen, mutta myös kasvava vaikutus globaalia palvelusektoria kohtaan saa huomiota. Robottien vaikutus työpaikkoihin vaikuttaa vaihtelevan huomattavasti alueittain. Tämän takia raportissa mitataan erikseen, kuinka voimakasta robottien vaikutus teollisuusalan työpaikkoihin on tutkimusmaiden korkean ja matalan palkkatason alueilla. Mallissa käytetään dataa Oxford Economic's Global Economics and Global Cities –datapankeista, Oxford Economics calculations –tietokannasta ja IFR:stä (*International Federation of Robotics*). IFR:n data vuosien 1994 ja 2014 välillä robotti-investoinneista toimialatasolla on saatavilla Japanista, Euroopan unionista, Yhdysvalloista, Etelä-Koreasta ja Australiasta. Tämä aineisto yhdistetään mallissa Oxford Economicsin dataan, joka sisältää maiden BKT:n, bruttoarvonlisäyksen, toimialojen työllisyystilanteen, väestön ja palkat sekä sektoreittain että kokonaisuudessaan. Datan avulla tutkimuksessa luodaan paneeliaineisto 29 edellä mainitulle maalle vuosille 2004-2016 alueiden ja sektoreiden mukaan. Mallin avulla pystytään erottelemaan robotiikan vaikutukset teollisuusalan työpaikkoihin muista vaikuttavista tekijöistä kuten muutokset reaali-palkassa.

Raportin perusteella suurimmat robottien vaikutukset näkyvät matalan palkkatason alueilla. Yhden lisärobotin lisääminen matalan palkkatason alueelle vähentää teollisuusalan työpaikkoja melkein kaksinkertaisen määrän verrattuna korkean palkkatason alueisiin. Matalan palkkatason alueilla teollisuusalan työntekijät ovat usein vähemmän koulutettuja, minkä takia työntekijöiden työtehtävät ovat helpommin automatisoitavia kuin korkean palkkatason alueen työntekijöillä. Tuloksiin ei vaikuta teollisuusalan koko eikä sen taloudellisen toiminnan laajuus. Koska vaikutukset ovat voimakkaampia matalan palkkatason alueilla, kasvaa alueiden välinen taloudellinen eriarvoisuus entisestään.

Yleisesti automaation myötä menetetyt työpaikat vaihtelevat huomattavasti myös maittain maiden eri alojen ja alueiden ohella. Alla olevan kuvion 4 perusteella absoluuttisesti eniten automaatiolle menetettyjä työpaikkoja on Kiinassa, Korean tasavallassa ja EU:n alueella. Automaation vaikutukset työpaikkoihin ovat alkaneet vahvistua 2010-luvun alkupuolella. Suurimmassa osassa alueista robotit ovat korvanneet teollisuusalan työntekijöistä 1-2 prosenttia. Raportissa ennustetaan, että vuoteen 2030 mennessä robotit ovat korvanneet melkein 20 miljoonaa teollisuusalan työpaikkaa, jos trendit seuraavat nykyistä kasvuaan. Tämä vastaisi 8,5 prosenttia koko teollisuuden työvoimasta.

Kuvio 4.

Robottien korvaamat työpaikat kumulatiivisesti vuodesta 2000 lähtien



Lähde: Oxford Economics, 2019

Tuhotuneiden työpaikkojen lisäksi automatiikka ja teollisuusrobotit kuitenkin myös luovat uusia työpaikkoja teollisuusosalalle, kun tuotannon tehostuminen kasvattaa tuottoja. Teollisuusrobottien taloudelliset hyödyt yltyvät usealle alalle, mutta Oxford Economics tunnistaa, että teollisuusrobotit kuitenkin pääosin korvaavat työntekijöiden työtehtäviä pelkästään teollisuusosalalla. Oxford Economics arvioi, että uusien työpaikkojen luomisen lisäksi robotit alentavat tehdastuotteiden hintoja sekä nostavat reaali-palkkoja ja siten myös verotuloja. Tulosten perusteella yhden prosentin investointi robotteihin per työntekijä teollisuusosalalla johtaa keskimäärin 0,1 prosentin tuotoksen kasvuun per työntekijä. Tämä viittaa siihen, että robotit ohjaavat työpaikkansa menettäneitä työntekijöitä muille aloille. Raportissa ei kuitenkaan pidetä todennäköisenä sitä, että robotit loisivat yhtä paljon uusia työpaikkoja kuin ne korvaavat teollisuusosalalla. Matalan palkkatason alueet vaikuttavat hyötyvän vähiten robottien luomisesta uusista teollisuusalan työpaikoista. Automaation ja robottien korvauksessa työntekijöiden työtehtäviä historiallisesti palvelusektori on avannut uusia reittejä korvatuille työntekijöille. Ongelmaksi nousee kuitenkin se, että mitä tehdään silloin, jos robotit alkavat korvata työntekijöitä myös palvelusektorilla.

Vaikka robottien rooli on korostunut merkittävästi teollisuusosalalla, Oxford Economics korostaa, että teollisuusosalalla on vain pieni osa tutkimusmaiden kokonaistyöllisten määrästä, kun taas palvelusektorilla puolestaan työskentelee noin 2/3 kaikista työllisistä. Raportissa käsitellään palvelurobottien roolia terveydenhoitoalalla, vähittäiskaupassa, hotelli- ja ravintola-alalla, kuljetuksessa, rakennus-alalla ja maanviljelyssä. IFR:n (2022) datan mukaan terveydenhoidossa käytettävien robottien määrä on selkeässä nousussa. Vuodesta 2017 vuoteen 2018 palvelurobottien myynti terveydenhoitoalalle nousi 49 prosenttia yli 4400 robottiin. Vuonna 2021 terveydenhuoltoon tarkoitettuja palvelurobotteja myytiin jo melkein 15 000 kappaletta. Palvelurobotteja voi käyttää terveydenhoitoalalla esimerkiksi verinäytteiden ja lääkkeiden kuljettamiseen. Robotteja hyödynnetään myös vähemmän vaativissa leikkauksissa, jolloin lääkärit voivat siirtää keskittymisensä vaativampiin leikkauksiin. Laittamalla robotit tekemään yksinkertaisia työtehtäviä työntekijät voivat keskittyä lisäksi työtehtäviin, jotka vaativat esimerkiksi tunneälyä.

Vähittäiskaupassa palvelurobotit ovat korvanneet jo huomattavasti työntekijöitä erityisesti varastoissa. Tästä esimerkkinä toimii Amazon, jolla on jo yli 520 000 robottia käytössään (Amazon, 2022). Vuodesta 2016 vuoteen 2017 palvelurobottien määrä nousi 162 prosenttia vähittäiskaupan alalla 69 000 robottiin. Myös hotelli- ja ravintola-alalla yksinkertaisia tehtäviä, kuten ruoan kuljetus hotellihuoneen ovelle, on alettu siirtää roboteille. (Oxford Economics, 2019) Vuonna 2021 hotelli- ja ravintola-alan robotteja myytiin noin 21 000 vuoden 2020 määrän ollessa 11 000 (IFR, 2022).

Kuljetusalalla robottiautojen vaikutuksista on monia tulkintoja. The Center for Global Policy Solutions arvioi robottien korvaavan jopa 4 miljoonan ihmisen työpaikan. Korvattavissa olevia ammattajeita heidän mukaansa olisivat muun muassa rekka-, bussi- ja taksikuskit. Vaikutuksen voimakkuuteen vaikuttaisi heidän mukaansa erityisesti se, kuinka nopeasti siirtymä robottiautoihin tapahtuu. The American Center for Mobility ledin raportissa puolestaan arvioidaan, että jo nyt esiintyvän rekkakuskipulan takia välttämättä yhtäkään rekkakuskia ei tulla korvaamaan robottiautoilla, vaan sen sijaan robottiautoja käytettäisiin lisäapuna. Toisaalta, jos rekkakuskeja aletaan korvata robottiautoilla, he uskovat vaikutuksen alkavan näkyä todennäköisesti vasta 2020-luvun lopussa. (Oxford Economics, 2019) Kuljetus- ja logistiikka-alalle vuonna 2021 robotteja myytiin 50 000 vuoden 2020 myynnin ollessa 34 000, joten myös näillä aloilla robottien implementointi on vahvistunut vuosi vuodelta (IFR, 2022).

Oxford Economics nostaa esille myös robottien hyödyntämismahdollisuudet rakennus- ja maanviljelyssä. Rakennus- ja maanviljelyssä robotteja voi tällä hetkellä käyttää ympäristöissä, joissa robottien on mahdollista suorittaa yksinkertaisia ja toistuvia työtehtäviä ihmistä nopeammin. Tällaisia työtehtäviä ovat muun muassa muuraaminen ja kipsilevyn asentaminen. Raportissa robotit nähdään hyödyllisinä rakennus- ja maanviljelyssä erityisesti niiden mahdollisten tuottavuushyötyjen takia, mutta robottien nähdään myös parantavan työturvallisuutta ja vähentävän saastumista. Maanviljelyssä robottien määrän kasvu on ollut hitaampaa, sillä vuonna 2020 ja 2021 robotteja myytiin saman verran, 8000 kappaletta. Robottien roolia maataloudessa pidetään kuitenkin merkittävänä erityisesti lehmien lypsämisessä kuten myös navettojen siivoamisessa ja eläinten ruokkimisessa (IFR, 2022). Maatalouden robotit ovat yleisiä erityisesti Euroopassa, jossa joissain maissa jopa 30 prosenttia lehmistä lypsetään robottien avulla, kun taas Yhdysvalloissa vastaava prosentti on noin 2 prosenttia. Tämä voi selittyä ainakin osittain EU:n antamalla tuilla, joiden avulla voidaan kustantaa maatalousrobotteja EU-maissa (Oxford Economics, 2019).

5 Tekoälyn tuomat haasteet

Neljännän luvun perusteella voidaan todeta, että tekoälyn tuottavuushyödyt voivat erityisesti tulevaisuudessa olla todella merkittäviä. Jo edeltävässä luvussa kuitenkin sivuttiin hieman tekoälyn mahdollisia haittoja tulonjaon epätasa-arvoisuuden kannalta. Tässä luvussa keskitytään entistä tarkemmin tutkimuksiin, jotka tutkivat tekoälyn tuomia haittoja ja haasteita. Tutkimus koskien tekoälyn negatiivisia tuottavuusvaikutuksia on melko vähäistä, minkä takia katsausta laajennetaan tässä luvussa koskemaan yleisemmin tekoälyn negatiivisia vaikutuksia. Acemoglun (2021) mukaan muun muassa automaatioon, teknologian rakenteeseen, asiantuntija-arvioiden menettämiseen ja monitorointiin liittyvien ilmiöiden kautta tekoälyllä voidaan vaikuttaa negatiivisesti talouteen. Brynjolfs-son ym. (2019) nostavat esille uusien teknologioiden heikon näkyvyyden tuottavuustilastoissa, mitä voi selittää muun muassa väärät uskomukset, väärät mittaustavat, keskittynyt jakauma ja ylijäämän hajottaminen sekä implementoinnin ja uudelleenjärjestelyn viiveet.

Rotman (2023) pohtii tekoälyn taloudellisia vaikutuksia sekä positiivisesta että negatiivisesta näkökulmasta. Rotmanin mukaan pahimmillaan tekoälyä käytettäisiin yksinkertaisesti tuhoamaan korkeapalkkaiset luovaa taitoa ja loogista päättelykykyä vaativat työpaikat, joita aikaisemmin pidettiin kestävinä automaatiolle. Tätä kautta suurimpien teknologiarytysten osuus tuloista voisi kasvaa entisestään, mutta taloudelliset kokonaisvaikutukset ei nykyisestä juurikaan muuttuisi. Parhaimmillaan tekoäly puolestaan voisi toimia apuna työntekijöiden taitojen parantamisessa ja esimerkiksi tehostaa uudelleen kouluttautumista. Rotmanin mukaan tekoälyn aiheuttamat seuraukset riippuvat täysin siitä, miten ihmiset haluavat tekoälyteknologiaa hyödyntää.

Acemoglu (2021) tuo esille tekoälyteknologian potentiaalisia teoreettisia haittoja. Koska Acemoglun esittelemät haitat ovat pelkästään teoreettisia, ei tekoälyn roolin laajuutta haittoihin voi todeta.

Teorian avulla voidaan kuitenkin arvioida perustellusti tulevaa kehitystä. Acemoglu pyrkiikin herättämään keskustelua ja antaa huomiota myös tekoälyn mahdollisille heikkouksille, jotka usein yleisessä keskustelussa saattavat jäädä vähemmälle huomiolle. Acemoglu esittelee mahdollisia haittoja liittyen informaation keräämiseen ja kontrollointiin, työmarkkinoihin sekä poliittisiin ja sosiaalisiin teemoihin. Näistä keskitytään kirjallisuuskatsauksen rajauksen takia erityisesti työmarkkinavaikutuksiin, joita esseessä ovat automaatio, teknologian rakenne, asiantuntija-arvioiden menettäminen ja monitorointi. Liiallinen automaatio johtaa työn tulo-osuuden vähenemiseen ja epätasapainoon automaation ja uusien työpaikkojen luomisen välillä. Työntekijöiden siirtäminen toisiin työtehtäviin tekoälyn korvatessa ihmisen voi vähentää työntekijöiden tuottavuutta, koska työntekijä ei enää opi ensimmäisestä työtehtävästä. Liiallinen monitorointi voi puolestaan vähentää työntekijöiden tehokuuspalkkoja, joka johtaa sosiaaliseen tehottomuuteen.

Acemoglu viittaa edeltävään tutkimustietoon, jonka perusteella automaatio on saattanut olla merkittävin Yhdysvaltojen palkkarakenteen muokkaaja sen selittäessä 50–70 prosenttia palkkamuutoksista vuosina 1980–2016 välillä. Automaatio aiheutti merkittäviä tulojaon eriarvoisuuksia, kun se korvasi rutiinityöntekijöiden työtehtävät, mutta samalla loi uusia työmahdollisuuksia asiantuntijatehtävien puolelle. Acemoglu arvelee tekoälyn olevan automaation uusin vaihe. Koska tekoäly liittyy keskeisesti automaatioon ja tekoälyä onkin jo käytetty sekä automaatiossa että työntekijöiden tarkemmassa monitoroinnissa, voi sillä olla hyvin samankaltaisia taloudellisia vaikutuksia.

Acemoglu jakaa työn rajatuottavuuden tuottavuus- ja siirtymävaikutuksiin. Automaation avulla voidaan vähentää kustannuksia, minkä takia myös tuottavuus kasvaa. Automaatio kuitenkin luo samaan aikaan myös siirtymävaikutuksen, joka heikentää työn rajatuottavuutta tehtävien siirtyessä työvoiman hyödyntämisestä laajemmin pääomapohjalle. Koska pääoman hyödyntäminen lisääntyy, vähenee tehtävät, joihin voitaisiin palkata työntekijöitä. Mikäli tuottavuusvaikutuksia ei ole, ylimääräinen automaatio vähentää siis varmasti työllisyyttä. Näin käy myös, jos tuottavuusvaikutukset ovat positiivisia, mutta pieniä. Tällaisia teknologioita ovat teknologiat, jotka ovat riittävän hyviä, että ne otetaan käyttöön, mutta silti niiden tuottavuusvaikutukset jäävät pieniksi. Täydellisessä kilpailussa liiallisella automaatiolla ei ole muita vähentäviä hyvinvointivaikutuksia. Epätäydellisessä kilpailussa puolestaan teknologiat, joiden tuottavuusvaikutukset jäävät heikoiksi, vähentävät kuitenkin myös hyvinvointia, sillä tuottavuusvaikutusten ollessa heikkoja bruttotuotanto ja voitot eivät kasva. Tästä huolimatta pääoman käyttö kuitenkin kasvaa pääoman korvatessa työvoimaa, mikä taas puolestaan laskee nettotuotantoa. Jos tuottavuusvaikutukset olisivat suurempia, työn kysyntä ei välttämättä heikentyisi, sillä tuottavuuskasvu lisäisi tällöin nettotuotantoa, vaikka työntekijöitä korvattaisiinkin. Nämä vaikutukset voivat esiintyä myös käytettäessä erityisesti tekoälyä, jos tekoälyä käytetään automaatiossa ja sen tuottavuusvaikutukset ovat heikkoja.

Tekoälyn tuottavuusvaikutusten laajuuteen vaikuttaa monta eri tekijää. Acemoglu sivuaa lyhyesti myös tekoälyn tuottavuusvaikutuksiin vaikuttavia tekijöitä. Aiempien tutkimustulosten perusteella tekoälyn käyttöön ottaneilla yrityksillä palkkaaminen on vähentynyt. Tämän perusteella ei voida suoraan päätellä, että tekoäly vähentäisi työllisyyttä, mutta tutkimustulokset ainakin viittaavat tekoälyn olevan yhteydessä työvoiman rakenteeseen. Tämän lisäksi Acemoglu toteaa erityisesti tekoälyn niin sanotun tehottoman hyödyntämisen heikentävän tekoälyn tuottavuusvaikutuksia. Tällä viitataan tekoälyn hyödyntämiseen sellaisissa tehtävissä, joissa ihmiset ovat itse hyviä kuten ongelmanratkaisu ja kasvojentunnistus.

Acemoglun tunnistamia tekoälyn hyviä puolia käsiteltiin lyhyesti luvussa 3. Näitä olivat muun muassa uusien työtehtävien luominen ja työntekijöiden tuottavuuden parantaminen. Acemoglun mukaan tekoälyn tuomilla hyödyillä voitaisiin tasapainottaa negatiivisia vaikutuksia. Toisaalta, kun tekoälyllä on useita eri käyttötarkoituksia, kuten esimerkiksi uusien työtehtävien luominen ja auto-

maatioon liittyvät tehtävät, yhdeksi haasteeksi nousee teknologisen muutoksen suunta. Kuten edeltävässä kappaleessa todettiin, työmarkkinoiden ollessa epätäydellisiä automaation hyödyntäminen voi mennä liiallisuuksiin ja samalla johtaa epätasapainoon automaation ja uusien työtehtävien luomisen välillä. Tämän lisäksi erityisesti johtavien teknologiayritysten toimintamallit, usein suurimpina tavoitteina kustannusten alentaminen ja ihmisten korvaaminen algoritmeilla, voivat ohjata epätasapainon syntymistä, jos näiden toiminta keskittyy eniten automatisointiin. Acemoglu pohtii, että teknologinen muutos on mahdollisesti voinut jo ennen tekoälyä lähteä kehittymään liian voimakkaasti kohti automaatiota, mitä tekoäly on tehostanut yleistettyään. Parhaimmillaan tekoäly voisi siis parantaa työntekijöiden tuottavuutta ja laajentaa työtehtäviä, joissa ihmisillä on suhteellinen etu verrattuna tekoölyyn, mutta tämä voi toteutua vain, jos uusien työtehtävien luominen ja automaatio ovat riittävässä tasapainossa. Tuottavuusvaikutusten tulisi siis olla suurempia kuin siirtymävaikutusten.

Tekoälyn avulla pystytään korvaamaan ihmisiä sellaisissa työtehtävissä, joissa ei tarvita esimerkiksi ihmisten luovuutta tai ongelmanratkaisukykyä. Ihmisten potentiaali ja panos saadaan tällöin siirrettyä tehtäviin, joita tekoölyllä ei ole kannattava suorittaa. Acemoglu kyseenalaistaa, onko ihmisten siirtäminen yksinkertaisesti vähemmän ihmisten taitoja vaativista tehtävistä suoraan toisiin ihmistöitä vaativiin tehtäviin liian optimistinen ajatus. Hän tarjoaa mallin, jonka avulla hän perustelee laajuuden ekonomian (*economies of scope*) tuovan lisäkustannuksia tekoälyä käytettäessä:

$$Y = \min\{y^1, y^2\},$$

jossa Y on talouden kokonaistuotanto ja y^i tehtävän i tuotanto. Ennen tekoälyä ihminen olisi hoitanut kummatkin tehtävät 1 ja 2. Yksinkertaisuuden vuoksi ihmisellä on kaksi yksikköä aikaa, josta puolet käytetään tehtävään yksi ja puolet tehtävään kaksi. Ihmisen tuottavuus on siis tällöin sama molemmissa tehtävissä, ja se normalisoidaan arvoksi 1. Näin mallin perusteella talous tuottaa lopputuotetta yhden yksikön. Talouden muodostuessa palkkaavista yrityksistä kilpailullisilla työmarkkinoilla jokaisen työntekijän tuntipalkka olisi $\frac{1}{2}$ molemmissa tehtävissä.

Oletetaan, että uuden algoritmin myötä tekoäly pystyy suorittamaan ensimmäisen tehtävän alle $\frac{1}{2}$ yksikkökustannuksella (c). Koska algoritmi on kustannustehokkaampi kuin ihminen, otettaisiin tämä algoritmi ihmisen sijasta käyttöön. Ilman laajuuden ekonomiaa tekoäly siirtäisi työntekijät ensimmäisestä tehtävästä toiseen työtehtävään, jolloin talouden kokonaistuotanto nousisi tekoälyä edeltävästä ajasta. Kun laajuuden ekonomia kuitenkin huomioidaan, yksilöt ovat oppineet toimimaan kahden erillisen tehtävän välillä puolittaen aikansa kummallekin tehtävälle. Tekoälyn käyttöönoton myötä työntekijä ei siis enää opi työtehtävästä yksi, minkä takia hänen tuottavuutensa työtehtävässä kaksi laskee $1-\beta$. Mallin mukaan työntekijät siis siirtyvät kaikki työtehtävän kaksi pariin ja se, kuinka paljon he tuottavat määrittelee myös algoritmin tuottaman työtehtävän yksi tuotannon koon, jolloin nettotuotanto on:

$$2(1 - \beta) - \text{tekoölyyn kohdistetut menot} = 2(1 - \beta)(1 - c).$$

Laajuuden ekonomia johtaa siis siihen, että tekoälyn käyttö vähentää tuotantoa. Laajuuden ekonomian vaikutusten lisäksi tekoälyn liiallinen hyödyntäminen voi myös johtaa siihen, että ihmiset vähitellen muuttuvat huonommiksi päätöksentekijöiksi siirtäessään päätöksien tekemisen yhä useammin tekoölylle. Kun ihmisten kognitiiviset taidot heikkenevät, se voi myös huonontaa ihmisten tuottavuutta.

Viimeisenä työmarkkinoihin liittyvänä tekoälyn haittana Acemoglu mainitsee liiallisen monitoroinnin. Tekoälyn avulla monitorointi mahdollistaa tehokkaammin työntekijöiden työn seuraamisen, ja se voi toimia kannustimena työntekijöille. Monitoroinnin käyttö voi kuitenkin automaation tavoin

mennä liiallisuuksiin, jolloin tekoäly alkaa luoda sosiaalisia tehottomuuksia. Sosiaalisella tehottomuudella viitataan siihen, että resursseja liiallisen monitoroinnin myötä ei enää jaeta optimaalisesti. Tekoälyn mahdollistaessa tehokkaamman tiedon hallinnan ja käytön työnantajat pystyvät alentamaan työntekijöiden tehokkuuspalkkoja ja täten voivat siirtää itselleen työntekijöiden ylijäämää. Tämä puolestaan johtaa yleisesti tehottomaan ja liialliseen ylijäämään liittyvään toimintaan. Koska teknologia mahdollistaa ylijäämän siirtämisen työnantajille, monitoroinnin käyttö kasvaa liialliseksi.

Brynjolfsson, Rock ja Syverson (2019) nostavat esille tekoälyn aiheuttaman ristiriidan, jonka mukaan uudet teknologiat, erityisesti tekoäly, nähdään lupaavina tuottavuuden kasvattajina, mutta jostain syystä tuottavuuskasvu on pysynyt tasaisena tai jopa hidastunut viimeisen vuosikymmenen aikana tilastojen mukaan. Ilmiötä, jossa uusi teknologia ei näytiläydy tilastoissa, kutsutaan tuottavuusparadoksiksi tai Solow-paradoksiksi. Brynjolfsson ym. tarjoavat erityisesti neljä mahdollista syytä paradoksille: väärät uskomukset, väärät mittaustavat, keskittynyt jakauma ja ylijäämän hajottaminen sekä implementoinnin ja uudelleenjärjestelyn viiveet.

Väärillä uskomuksilla tutkimuksessa viitataan siihen, että odotukset uusia teknologioita kohtaan eivät välttämättä ole todenmukaisia eli vaikutukset eivät olekaan välttämättä niin suuria kuin ollaan oletettu. Tätä perustelua ei voida tutkia etukäteen, vaan tulevaisuus näyttää, ovatko oletukset olleet liian optimistisia. Tutkimuksessa mainitaan historiasta esimerkkejä, joissa oletuksia ei ole saavutettu, kuten fuusioenergia, jonka kehitys on ollut huomattavasti odotettua hitaampaa. Brynjolfsson ym. viittaavat myös Marvin Minskyn vuonna 1967 tehtyyn oletukseen, jonka mukaan tekoälyn luomisessa esiintyneet haasteet olisivat suurin piirtein selvitettyinä yhden sukupolven aikana. Kuten voimme huomata, tekoäly on kuitenkin vielä melko keskeneräinen, ja vaikka sen kehitys onkin ottanut suuria askeleita, ei vielä voida sanoa, että tekoälyn liittyvät haasteet olisi ratkaistu.

Väärillä mittaustavoilla- ja tuloksilla tutkimuksessa viitataan siihen, että tuotantoa ja tuottavuutta saatetaan mitata väärällä tavalla. Mikäli tämä perustelu pitää paikkaansa, voi olla, että tekoäly on tuonut mukanaan jo huomattavia tuottavuusvaikutuksia, mutta niitä ei ole vielä osattu mitata oikein. Tätä näkökulmaa tutkimuksessa perustellaan edeltävien uusien teknologioiden, kuten älypuhelimien, avulla. Monilla uusilla teknologioilla voi olla pieni rahallinen kustannus, mutta kuluttajat kuitenkin viettävät pitkiä aikoja näiden teknologioiden parissa. Täten uudet teknologiat voivat olla erittäin hyödyllisiä, vaikka niiden vaikutus näkyisi BKT:ssä vain pienenä osana. Teknologioiden hyödyt eivät siis välttämättä heijastu BKT:hen, minkä myötä ne eivät myöskään välttämättä näy tuottavuustilastoissa. Täytyy kuitenkin huomioda, että Brynjolfssonin ym. mukaan useat tutkimukset kuitenkin näyttävät, että mittaushaasteet tuskin kuitenkaan selittävät täysin tai edes merkittävässä määrin tuottavuuden hidastumista, joten mittausvaikeuksia mitä todennäköisimmin ei voi käyttää ainoana perusteluna tekoälyn hitaalle tuottavuuskasvulle.

Kolmantena mahdollisena perusteluna tuottavuusparadoksille tutkimuksessa tarjotaan tekoälyn jakautuneet vaikutukset. Tällä viitataan siihen, että tekoälyn keskiarvotuottavuusvaikutukset pysyvät matalina ja jäävät keskivertotyöntekijälle jopa mitättömiksi, kun taas pienempi osa taloudesta hyötyy merkittävästi tekoälyn tuomista hyödyistä. Tuoreiden tutkimusten perusteella tekoälyn tuottavuusvaikutusten epätasainen jakautuminen vaikuttaisi olevan todellinen ilmiö. Tutkimustulokset kertovat, että tuottavuuserot ovat kasvaneet viime vuosina johtavien yritysten ja keskivertoyritysten välillä. Myös voittomarginaaleissa on huomattavissa sama kaava johtavien ja heikoimpien yritysten välillä. Tällöin johtavat yritykset hankkivat itselleen enemmän markkinavaltaa, mikä voi johtaa tuonjonjaon eriarvoisuuteen työntekijöiden palkan ollessa vahvasti sitoutunut yritystason tuottavuuseroihin. Tämä perustelu tukisi luvun alussa esiteltyä Rotmanin (2023) tulkintaa tekoälyn negatiivisesta skenaariosta.

Brynjolfsson ym. nostavat esille myös implementoinnin ja uudelleenjärjestämisen aiheuttamat viiveet tuottavuusvaikutuksissa. Tämä selitys tunnistaa sekä optimistiset odotukset tekoälyn tuottavuusvaikutuksista, että viime vuosikymmenen aikana hidastuneen tuottavuuskasvun. Tosin tämän hetken hidas tuottavuuskasvu ei tarkoita sitä, etteikö tulevaisuudessa tuottavuuskasvu voisi nopeutua, minkä takia nykyajan tuottavuuskasvulla voi olla hankala tai jopa mahdotonta ennustaa tulevaa tuottavuuskasvua. Brynjolfssonin ym. mukaan tulevaisuuden tuottavuutta voidaan kuitenkin ennustaa toisella tavalla. Sen lisäksi, että tukeudutaan aiempiin tuottavuustilastoihin, voidaan ennustamisessa huomioida myös lähitulevaisuus teknologian ja innovoinnin näkökulmasta. Tutkimuksessa nostetaan esille esimerkkinä puhelinkeskukset. Vuonna 2015 Yhdysvalloissa työskenteli 2,2 miljoonaa työntekijää yli 6800 puhelinkeskuksessa. Paranneltujen äänentunnistusjärjestelmien, yhdistettynä älykkäisiin kysymys-vastaustyökaluihin, voitaisiin hoitaa vähinään 60–70 prosenttia kaikista puhelusta. Jos tekoälyn avulla voitaisiin korvata työntekijöistä 60 prosenttia, Yhdysvaltojen työn tuottavuus nousisi yhdellä prosentilla, mahdollisesti jakautuneena kymmenelle vuodelle. Tämän lisäksi uuden teknologian kehittymisen myötä myös uusia innovaatioita todennäköisesti kehittyisi, kuten esimerkiksi ostossuosituksiin ja konsultointiin liittyviä teknologioita. Työn tuottavuuden parantumisen lisäksi teknologialla voitaisiin mahdollisesti parantaa myös kokonaistuottavuutta. Kokonaistuottavuuden parantuminen voisi näkyä esimerkiksi energiatehokkuuden ja materiaalin käytön kautta. Brynjolfsson ym. käyttävät esimerkkinä Google Deepmindin ryhmää, joka onnistui vähentämään datakeskuksessa viilennykseen käytettyä energiaa 40 prosentilla tekoälyn avulla.

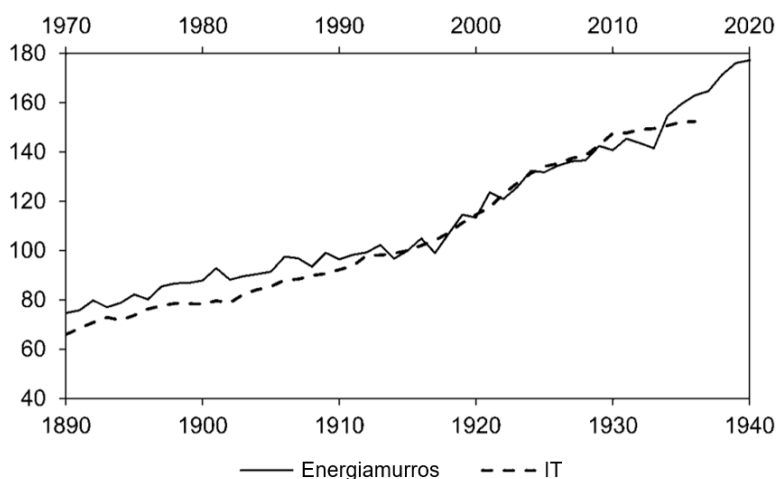
Brynjolfsson ym. toteavat, että tekoälyn talous- ja tuottavuusvaikutuksien laajuus riippuu vahvasti siitä, onko tekoäly yleiskäyttöinen teknologia. Kirjallisuuskatsauksen edeltävien tutkimusten tulosten mukaan tekoälyä ei vielä juurikaan tulkita kirjallisuudessa yleiskäyttöiseksi teknologiksi, mutta siltä löytyy kuitenkin useita siihen liittyviä piirteitä. Jos tekoäly voidaan tulkita yleiskäyttöiseksi teknologiksi tulevaisuudessa, sen oletetut tuottavuusvaikutukset voivat olla suuria. Tästä esimerkkinä Brynjolfsson ym. nostavat esille muun muassa robottiautot, jotka esimerkiksi voisivat muuttaa täysin vähittäiskaupan toimintaa siirtämällä toimintaa enemmän kysyntäpohjalle kotiinkuljetuksen avulla tai parantaa tieturvallisuutta optimoimalla liikennettä.

Yleiskäyttöiselle teknologialle ominaista on sen hitaasti saavutettavat tuottavuusvaikutukset. Tätä voi esiintyä erityisesti, jos tekoälyn käyttöönotto edellyttää merkittäviä aineettomia että aineellisia investointeja yleiskäyttöisen teknologian suurimpien tuottavuushyötyjen saavuttamiseksi. Esimerkiksi Brynjolfssonin ja Hittin (2003) mukaan yritysten IT-investoinneista löydettiin pieniä tuottavuusvaikutuksia jo vuoden sisällä investoinneista, mutta suurimmat vaikutukset löydettiin kuitenkin vasta seitsemän vuotta investointien jälkeen ja tuottavuusvaikutusten kasvu oli jatkuvasti kasvavaa siihen saakka. Myös tässä tutkimuksessa viivästyneiden tuottavuusvaikutusten syynä oli komplementaariset muutokset liiketoiminnassa. Kustannuksia tulee esimerkiksi isojen yritysten liiketoimintasuunnitelman implementoinnista, jolloin liiketoimintaa täytyy suunnitella uusiksi ja sekä koulutukseen että mahdollisesti myös uusiin työntekijöihin täytyy investoida. Tällaiset muutokset vievät huomattavasti aikaa ja resursseja, eikä näiden investointien menestymisestä ole alkuvaiheessa vielä lainkaan varmuutta.

Brynjolfsson ym. hyödyntävät tutkimuksessaan edeltävien yleiskäyttöisten teknologioiden kehitystä tutkiessaan tekoälyn tuottavuusparadoksia. Edeltäviin teknologioihin vertaaminen ei tietenkään automattisesti vahvista sitä, minkälaisia tekoälyn tuottavuusvaikutukset tulevat olemaan, mutta historiaan vertaamalla voidaan tunnistaa kaavoja, joita yleiskäyttöiset teknologiat ovat yleisesti seuranneet ja saattavat täten seurata myös tulevaisuudessa. Tekoälyn tuottavuusparadoksin nähdään liittyvän vahvasti sekä 1990-luvun Solowin paradoksiin että energian siirrettävyyden vallankumouksen kehitykseen.

Alla oleva kuvio 5 kuvaa IT:n työn tuottavuuden kehitystä (katkoviiva) ja energiamurroksen työn tuottavuuden kehitystä (jatkuva viiva). IT-alaan liittyy keskeisesti Solowin paradoksi. Ylempi x-akseli kuvaa IT-alan kehitystä, jossa vuosi 1995 saa arvon 100. Alempi x-akseli puolestaan kuvaa energiamurroksen työn tuottavuuden kehitystä, jossa vuosi 1915 saa arvon 100.

Kuvio 5. Työn tuottavuuden kasvu energiamurroksen ja IT:n aikakausina



Lähde: Brynjolfsson ym. 2019

Kun verrataan IT-alan ja energiamurroksen työn tuottavuuden kehitystä, voidaan huomata, että niiden kehitys on melko samanlaista. Kummankin innovaation ensimmäisenä 20 vuotena tuottavuuskasvu oli melko hidasta, minkä jälkeen kummallakin innovaatiolla tuli noin kymmenen vuotta kestännyt nopean tuottavuuskasvun vaihe. Energiamurroksen nopean tuottavuuskasvun vaihe oli noin vuosina 1915–1924, kun taas IT-alalla nopean tuottavuuskasvun vaihe oli noin vuosina 1995–2004. Brynjolfssonin ym. mukaan Solow-paradoksi selittää ainakin osittain 1990-luvun nopeutuneen tuottavuuskasvua. Kuten aiemmin todettiin, historiallinen näkökulma ei takaa, mitä tulevaisuudessa tapahtuu, mutta tutkimuksessa nostetaan esille se, että nykyinen tuottavuuskasvun hidastuminen vuodesta 2004 lähtien seuraa melko samanlaista trendiä kuin tuottavuuskasvun hidastuminen vuosien 1924 ja 1932 välillä. Tämä voisi viitata siihen, että tekoäly ja siihen liittyvät teknologiat voisivat uudelleen nopeuttaa tuottavuuskasvua, kuten energiamurroksenkin teki.

Tekoälyn potentiaalisten negatiivisten talousvaikutusten lisäksi keskustelussa nousee usein esille tekoälyn eettiset haasteet erityisesti yksityisyyden näkökulmasta. Kerryn (2020) mukaan yksityisyyteen liittyviä haasteita esiintyy muun muassa algoritmisessa syrjinnässä ja tekoälyn eettisessä käytössä. Algoritmisella syrjinnällä raportissa viitataan siihen, että tekoäly tekee päätöksiä automatisoinnin tai algoritmien avulla, mikä voi johtaa syrjivään käytökseen tiettyä väestöosaa kohtaan tekoälyn perustaessa päätöksensä historialliseen tietoon. Historiallinen data voi vaikuttaa esimerkiksi korostamalla negatiivisesti vähemmistöjä toimenpidetilanteissa tai sukupuolia epätasaisesti palkkaustilanteissa.

Tekoälyn eettinen käyttö puolestaan vaatii raportin mukaan yksityisyyden sääntelyn kehittämistä, sillä useat yksityisyyden suoja koskevat lait perustuvat havaitse ja hyväksy -toimintatapaan (*notice-and-consent*). Yksityisyyden suojan perustuessa tähän toimintatapaan kuluttajat kohtaavat usein lomakkeita, jotka tulisi lukea ennen hyväksymistä, mutta siitä huolimatta niitä harvoin luetaan. Tämä viitanee niiden merkityksettömyyteen. Tekoälyä hyödyntävissä keksinnöissä näiden ilmoitusten merkitys kuitenkin kasvaa entisestään, mistä Kerry nostaa esimerkiksi muun muassa älykkäät

liikennevalot, jotka tukevat itseajavien autojen toimintaa. Raportissa nousee esille yritysten rooli datan keräämisessä ja käsittelyssä sekä toive vähentää kuluttajien merkitystä yksityisyyden suojelemissa. Kun korostetaan yritysten roolia datan keräämisessä ja käsittelyssä, voidaan vähentää algoritmista syrjintää muun muassa datan läpinäkyvyyden ja muiden vaatimusten kuten datasubjektin oikeuksien avulla.

6 Yhteenveto

Tuottavuuskasvu sekä Suomessa että muissa kehittyneissä talouksissa ollut viimeisen parin vuosikymmenen aikana aiempaa hitaampaa ja jopa negatiivista. Tekoälyä pidetään yhtenä ratkaisuna hidastuneeseen tuottavuuskasvuun sen useiden hyödyntämismahdollisuuksien takia. Tässä kirjallisuuskatsauksessa tarkasteltiin tekoälyn määritelmää ja sen vaikutuksia tuottavuuteen erilaisten tutkimuspapereiden ja raporttien avulla.

Tekoälyn määritelmä ei vielä tällä hetkellä ole kovin selkeä ja esimerkiksi tekoälyn määrittäminen yleiskäyttöiseksi teknologiaksi vaihtelee eri tekstien välillä. Monissa tutkimuksissa tunnustetaan tekoälyn mahdollisuus kehittyä yleiskäyttöiseksi teknologiaksi, mutta useimmista niissä tekoälyä ei vielä kuitenkaan sellaisena pidetä. Tämän toteavat muun muassa Goldfarb ym. (2023), jotka tunnustivat koneoppimismallin potentiaalinen yleiskäyttöiseksi teknologiaksi, mutta pitivät sen kehittymistä todennäköisempänä osana isompaa teknologiaryhmää, johon kuuluvat muun muassa lisäksi big data ja datalouhinta.

Tekoälyn vaikutusten laajuus vaihtelee ammattien ja alojen välillä. Kirjallisuuskatsauksessa saatiin selville, että suuret kielimallit vaikuttavat eniten puhelinmyyjien ja toisen asteen koulutuksen opettajien työhön (Felten ym. 2023). Kun huomioitiin useampia tekoälysovelluksia, eniten tekoälylle altistuvia ammatteja ovat perinnöllisyysneuvojat, finanssialan tarkastajat ja aktuaarit. Vähiten tekoälylle altistuivat useat ruumiillista työtä vaativat ammatit kuten tanssija, personal trainer ja erilaiset apurit kuten maalarit. (Felten ym. 2021)

Kirjallisuuskatsauksen tutkimusten tulokset kertovat tekoälyn tuovan kattavia tuottavuushyötyjä. Alderuccin ym. (2019) mukaan teollisuusyrityksissä tekoälypatentin omistaminen oli positiivisesti korreloitunut myynnin kokonaisarvon, arvonlisäyksen ja kokonaistuottavuuden kanssa kasvuprosenttien ollessa 8,36, 8,9 ja 7 prosenttia. Huomioitaessa kaikenlaiset yritykset tekoälyn tuomat hyödyt näkyivät erityisesti työllisyyden ja voittojen kasvussa. Noyn ja Zhangin (2023) tutkimustulosten mukaan ChatGPT paransi sekä tehtäviin käytettyä aikaa että arvosanoja. Käytetty aika väheni koe-ryhmässä 0,83 keskihajonnan verran ja arvosanat paranivat 0,45 keskihajonnan verran. Brynjolfssonin ym. (2023) tutkimuksessa generatiivinen tekoäly paransi asiakaspalvelijoiden onnistuneiden keskustelujen määrää 13,8 prosentilla. Myös keskimääräinen keskustelun käsittelyaika väheni 3,8 minuutilla ja yleisesti keskustelujen määrä tunnissa kasvoi noin 14 prosentilla.

Tekoäly tuo kuitenkin mukanaan myös haasteita. Acemoglu (2021) esittelemiä teoreettisia haittoja olivat muun muassa liiallisen automaation aiheuttama työttömyys, automaation ja uusien työpaikkojen luomisen epätasapaino, laajuuden ekonomian myötä vähenevä tuotanto ja liiallisen monitoroinnin aiheuttama ylijäämän siirtyminen työntekijöiltä työnantajille. Brynjolfsson ym. (2019) puolestaan nostivat tutkimuksessaan esille tuottavuusparadoksin, jolla viitataan siihen, että tekoälyn on ennustettu tuovan merkittäviäkin tuottavuushyötyjä, mutta siitä huolimatta ne eivät kuitenkaan näy tuottavuustilastoissa. Tuottavuusparadoksin muodostumiseen voi vaikuttaa muun muassa liialliset uskomukset tuottavuusvaikutuksista, väärät tavat mitata tuottavuutta, tekoälyn tuottavuusvaikutusten jakautuminen epätasaisesti sekä implementoinnin ja uudelleenjärjestelyjen viiveet.

Tutkimuskirjallisuuden perusteella sekä nykyhetken että tulevaisuuden tekoälyn tuottavuusvaikutukset eivät ole vielä lainkaan selkeät. Tilastoissa tuottavuuskasvu on edelleen hidasta, ja niiden perusteella tekoäly ei ainakaan vielä ole tuonut mukanaan tilastoihin siirtyviä tuottavuushyötyjä. Toisaalta useat kirjallisuuskatsauksen tutkimukset puhuvat sen puolesta, että tekoälyllä on jo tuonut merkittäviä tuottavuushyötyjä, joita esiintyy lyhyelläkin aikavälillä. On tosin myös mahdollista, että nämä lyhyen aikavälin tutkimustulokset tasoittuvat ajan myötä, jolloin tekoälyn tuottavuusvaikutukset voivatkin olla alussa luultua pienempiä. Tämän takia tarvittaisiinkin nykyisten tutkimusten lisäksi pidemmän aikavälin tekoälyn tuottavuusvaikutustutkimuksia, jotka toivon mukaan yleistyvät tutkimuskentällä ajan myötä.

Lähteet

- Acemoglu, D. (2021). Harms of AI. National Bureau of Economic Research Working paper. <https://www.nber.org/papers/w29247>
- Acemoglu D. ja Johnson S. (2023) Power and Progress. *PublicAffairs*
- Alderucci, D., Branstetter, L.G., Hovy, E., Runge, A., Ryskina, M. ja Zolas, N. (2019). Quantifying the Impact of AI on Productivity and Labor Demand: Evidence from U.S. Census Microdata1. *Semantic Scholar*. <https://www.semanticscholar.org/paper/Quantifying-the-Impact-of-AI-on-Productivity-and-Alderucci-Branstetter/49d415cf593be38c6cd97a183dad7d7b48bab72>
- Amazon (2022). Look back on 10 years of Amazon robotics. *US About Amazon*. <https://www.aboutamazon.com/news/operations/10-years-of-amazon-robotics-how-robots-help-sort-packages-move-product-and-improve-safety>
- Baily, M., Brynjolfsson, E. ja Korinek, A. (2023). Machines of mind: The case for an AI-powered productivity boom. *Brookings*. <https://www.brookings.edu/articles/machines-of-mind-the-case-for-an-ai-powered-productivity-boom/>
- Boucher, P. (2020). Artificial intelligence: How does it work, why does it matter, and what can we do about it? | *Think Tank / European Parliament*. [https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_STU\(2020\)641547](https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_STU(2020)641547)
- Bresnahan, T.F. and Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies ‘Engines of growth’?. *Journal of Econometrics*, 65(1), pp.83–108. doi:[https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01598-t](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01598-t)
- Brynjolfsson, E., ja Hitt, L. 2003. Computing Productivity: Firm- Level Evidence. *The Review of Economics and Statistics*, 85(4), pp.793– 808. doi:<https://doi.org/10.1162/003465303772815736>
- Brynjolfsson, E., Rock, D. ja Syverson C. (2019). Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics. *NBER Chapters*, in: *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, pp.23-57. <http://www.nber.org/chapters/c14007>
- Brynjolfsson, E., Li, D. and Raymond, L.R. (2023). Generative AI at Work. National Bureau of Economic Research. Työpäpöri. <https://www.nber.org/papers/w31161>
- Cockburn, I.M., Henderson, R. ja Stern, S. (2018). The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis. *National Bureau of Economic Research*. <http://www.nber.org/chapters/c14006>
- Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195-2217. doi:<https://doi.org/10.1002/smj.3286>
- Felten, E.W., Raj, M. and Seamans, R. (2023). How will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries? *papers.ssrn.com*. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4375268
- Goldfarb, A., Taska, B. ja Teodoridis, F. (2023). Could machine learning be a general purpose technology? A comparison of emerging technologies using data from online job postings. *Research Policy*, 52(1), p.104653. doi:<https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104653>

- Goldman Sachs (2023). Generative AI Could Raise Global GDP by 7%. *Goldman Sachs*. <https://www.goldmansachs.com/intelligence/pages/generative-ai-could-raise-global-gdp-by-7-percent.html>
- Gordon, R. (2018) The Case Against a Major Revival of Productivity Growth. *Brussels Economic Forum*. https://ec.europa.eu/economy_finance/bef2018/press/documents/Gordon_BEF18_PPT.pdf
- Euroopan parlamentti. (2023). Mitä tekoäly on ja mihin sitä käytetään? *Ajankohtaista | Euroopan parlamentti*. <https://www.europarl.europa.eu/news/fi/headlines/society/20200827STO85804/mita-tekoaly-on-ja-mihin-sita-kaytetaan>
- Heinäsenaho, M., Äyräs-Blumberg, O. and Lähesmaa, J. (2023). Tekoäly mullistaa terveydenhuoltoa - mahdollisuudet hyödynnettävä viipymättä. *Valtioneuvosto*. <https://valtioneuvosto.fi/-/1271139/tekoaly-mullistaa-terveydenhuoltoa-mahdollisuudet-hyodynnettava-viipymatta>
- House Standing Committee on Economics (2010). Inquiry into raising the productivity growth rate in the Australian economy. *Parliament of Australia*. https://www.aph.gov.au/parliamentary_business/committees/house_of_representatives_committees?url=economics/productivity/report.htm
- Hu, K. (2023). ChatGPT sets record for fastest-growing user base - analyst note. *Reuters*. 2.2.2023. Available at: <https://www.reuters.com/technology/chatgpt-sets-record-fastest-growing-user-base-analyst-note-2023-02-01/>
- Hyytinen, A. (2018). Tekoäly yleiskäyttöisenä teknologiana ja taloustieteellisen tutkimuksen väli-
neenä. *Kansantaloudellinen aikakauskirja*, 2018(4), vsk. 114, ss. 491-494. <https://www.taloustieteellinenyhdistys.fi/kansantaloudellinen-aikakauskirja-4-2018/>
- IFR (2022). Sales of Robots for the Service Sector Grew by 37% Worldwide. *IFR Press Room*. <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/sales-of-robots-for-the-service-sector-grew-by-37-worldwide>
- ITU. (2018). Assessing the Economic Impact of Artificial Intelligence. <http://handle.itu.int/11.1002/pub/81202956-en>
- Kansantalouden tuottavuusmittarit [verkkojulkaisu]. Viiteajankohta: 2022. ISSN=2954-0917. Helsinki: Tilastokeskus [Viitattu: 11.7.2023]. Saantitapa: <https://www.stat.fi/julkaisu/cl8lgrymzoh6n0duty1y817dp>
- Kerry, C. (2020). Protecting privacy in an AI-driven world. *Brookings*. <https://www.brookings.edu/articles/protecting-privacy-in-an-ai-driven-world/>
- Lopez-Garcia, P. ja Szörfi, B. (2021). Key factors behind productivity trends in euro area countries. *Economic Bulletin*, 2021(7). https://www.ecb.europa.eu/pub/economic-bulletin/articles/2021/html/ecb.ebart202107_02~c95a8477e1.en.html
- Manning, C. (2020). Artificial Intelligence Definitions. *Stanford University Human-Centered Artificial Intelligence*. <https://hai.stanford.edu/sites/default/files/2020-09/AI-Definitions-HAI.pdf>
- McKinsey & Company (2022). The state of AI in 2022--and a half decade in review | McKinsey. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2022-and-a-half-decade-in-review>
- Noy, S. ja Zhang, W. (2023). Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence. *SSRN Electronic Journal*. Työpaperi. doi:<https://doi.org/10.2139/ssrn.4375283>

- Oxford Economics. (2019). How Robots Change the World. <https://www.oxfordeconomics.com/resource/how-robots-change-the-world/>
- Petropoulos, G. (2019). AI and the Productivity Paradox. *Bruegel*. <https://www.bruegel.org/blog-post/ai-and-productivity-paradox>
- Pollina, E. and Mukherjee, S. (2023). Italy curbs ChatGPT, starts probe over privacy concerns. *Reuters*. 1.4.2023. <https://www.reuters.com/technology/italy-data-protection-agency-opens-chatgpt-probe-privacy-concerns-2023-03-31/>
- Rotman, D. (2023). ChatGPT is about to revolutionize the economy. We need to decide what that looks like. *MIT Technology Review*. <https://www.technologyreview.com/2023/03/25/1070275/chat-gpt-revolutionize-economy-decide-what-looks-like/>
- SAP. (n.d.). *Mitä koneoppiminen on?* <https://www.sap.com/finland/products/artificial-intelligence/what-is-machine-learning.html>
- Tuottavuuslautakunta (2022). Palkat ja kilpailukyky tuottavuuden varassa : Miten tuottavuuskasvua voidaan edistää? *Valtiovarainministeriön julkaisuja*, 2022(66). <http://urn.fi/URN:ISBN:978-952-367-268-0>
- Trajtenberg, M. (2018). Artificial Intelligence as the Next GPT: A Political-Economy Perspective. *National Bureau of Economic Research*. <https://www.nber.org/books-and-chapters/economics-artificial-intelligence-agenda/artificial-intelligence-next-gpt-political-economy-perspective>